

# 基于 BP 神经网络的小样本失效数据下 继电保护可靠性评估

戴志辉,李芷筠,焦彦军,王增平

(华北电力大学 电气与电子工程学院,河北 保定 071003)

**摘要:** 失效数据样本过少会影响对高可靠性继电保护系统的可靠性评估,因此提出一种基于 BP 神经网络的继电保护系统可靠性评估方法。分析了可用于继电保护装置可靠性评估的分布模型及其特点;利用原始小样本失效数据训练 BP 神经网络,得到与原始数据样本规律相近的扩充数据样本;利用最小二乘法对扩充数据样本的分布模型进行参数估计。算例分析表明:利用扩充数据样本进行可靠性评估效果更好,在对继电保护装置进行可靠性评估时应根据选择的分布模型选择合适的经验公式。

**关键词:** 继电保护; 小样本; 失效数据; 神经网络; 可靠性; 评估; 模型; 参数估计

**中图分类号:** TM 77

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1006-6047.2014.11.020

## 0 引言

继电保护作为电力系统的第一道防线,其自身的高可靠性是电力系统正常运行的基本保证<sup>[1-2]</sup>。目前对于继电保护的可靠性评估主要从保护的原理失效、软硬件失效、人为因素等角度出发进行分类分析<sup>[3-4]</sup>。常用的评估方法如 Markov 模型法<sup>[5]</sup>、故障树法<sup>[6]</sup>、GO 法<sup>[7]</sup>及可靠性工程数据分析方法<sup>[8]</sup>等对于失效数据量都有一定要求。微机保护和全数字化保护系统的应用极大提高了继电保护运行的可靠性,极少的运行失效数据也给保护可靠性评估增加了难度。在高可靠性继电保护系统中直接应用上述方法,可能会出现较大误差,难以正确反映保护的实际情况,若作为检修及改进设计的依据可能会造成更大损失。本文基于保护系统实际运行数据,针对高可靠性继电保护系统特性,研究适用于小样本失效数据的可靠性评估方法,在反映保护系统各种失效模式的同时有利于进一步提高评估的精度。

对于继电保护小样本数据的可靠性评估,可从扩大样本容量和采用适合小样本数据的分析方法两方面着手。目前,国内外已开展了一系列适合小样本的分析方法研究,如文献<sup>[9]</sup>提出一种贝叶斯方法,可结合小样本下多种来源、多种形式的先验信息,得到较完整的后验信息,不需很大的子样也能得到较好的概率估计值。但在贝叶斯统计推断方法中,不同形式的验前分布将引起不同的统计分析后果,对于

贝叶斯估计将产生不同的风险。而且由于继电保护运行的特殊性,其先验信息非常少,这也给评估带来很大难度。文献<sup>[10]</sup>利用 Bootstrap 方法将小样本问题转化为大样本问题来估计负荷模型参数的近似分布,该方法对于经验分布的选取和样本数量的大小存在一定依赖。文献<sup>[11]</sup>通过实例说明了小子样下 Bootstrap 方法仿真可能带来很大偏差。文献<sup>[12]</sup>对蒙特卡罗方法进行了阐述,该方法是基于概率统计理论的一种随机抽样方法,比较简单且容易实现,但方法的有效性取决于所建立的数学模型及输入信息。加之以上方法对于原始数据的分布模型有较大依赖,若选取的分布模型有误,可能无法进行正确、有效的后续评估。根据小样本数据无法确定可靠性数据的分布模型,也成为影响可靠性评估效果的重要因素。此外,支持向量机(SVM)理论在小样本数据的回归估计和可靠预测等研究中也得到越来越多的应用,它是一种基于结构风险最小化原则的机器学习方法,在解决小样本情况下的回归问题方面展现了良好的学习性能。例如文献<sup>[13]</sup>采用 SVM 回归代替最小二乘法进行数据拟合,进而通过威布尔分布进行可靠性分析,在小样本数据情况下,得到了较好的曲线拟合结果。但 SVM 对噪声或野值敏感的问题仍待进一步解决,其用于继电保护可靠性分析时,需要考虑小样本数据存在的分散性、核函数选取对 SVM 方法回归精度和泛化能力的影响。神经网络具有较好的自学习、自组织和自适应能力,且其结构特征决定了它具有较强的容错能力,允许输入样本中带有较大的误差甚至个别错误,对于扩充数据样本能够实现较好的仿真<sup>[14]</sup>,有利于减小本文所提方法的误差。

综上,结合高可靠性继电保护系统运行的特点,提出一种基于 BP 神经网络的小样本失效数据下继

收稿日期:2013-11-26;修回日期:2014-09-01

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51307059);国家重点基础研究发展计划(973 计划)项目(2012CB215200);河北省自然科学基金资助项目(E2014502065)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51307059),the National Basic Research Program of China(973 Program)(2012CB215200) and Hebei Provincial Natural Science Foundation of China(E2014502065)

电保护可靠性评估方法。该方法通过已有的小样本失效数据,根据经验公式计算其可靠度作为 BP 神经网络的输入,将失效数据作为输出,对 BP 神经网络进行学习训练,并用训练后的模型对小样本数据进行扩充。利用扩充的数据样本进行可靠性评估,较好地解决了分布模型的选取问题,且能有效提高评估效果和精度,为解决小样本数据下继电保护系统可靠性评估提供了新的思路。

## 1 继电保护可靠性分布模型

对于继电保护装置的可靠性评估,目前采用的失效分布模型主要包括指数分布模型和威布尔分布模型等连续型分布模型。

指数分布可分为单参数指数分布和双参数指数分布,双参数指数分布比单参数指数分布多一个位置参数  $\gamma$ ,下面给出其分布函数。

故障概率密度函数:

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda(t-\gamma)} \quad 0 \leq \gamma \leq t < \infty, 0 < \lambda < \infty \quad (1)$$

可靠度函数:

$$R(t) = 1 - F(t) = e^{-\lambda(t-\gamma)} \quad (2)$$

其中,  $t$  为时间;  $\lambda$  为指数分布的失效率,是一个与时间无关的常数,可用来描述设备的偶然失效,对应“浴盆曲线”的盆底段;位置参数  $\gamma$  表示分布函数的起始时刻。

威布尔分布近年来在可靠性设备寿命分析中得到了广泛应用,它对各种类型的数据拟合能力较强,可较全面地描述产品不同失效期的失效过程与特征。且当威布尔分布的形状参数  $m=1$  时,它退化为指数分布;当参数  $m \in [3, 4]$  时,其分布接近于正态分布。威布尔分布有两参数威布尔分布和三参数威布尔分布,这 2 种分布在失效率函数、故障概率密度函数、可靠度函数等方面具有相似性。一般在可靠性分析过程中两参数威布尔分布模型应用较多,下面给出其函数<sup>[15]</sup>。

故障概率密度函数:

$$f(t) = \frac{m t^{m-1}}{\eta^m} \exp[-(t/\eta)^m] \quad (3)$$

失效率函数:

$$\lambda(t) = \frac{m t^{m-1}}{\eta^m} \quad (4)$$

可靠度函数:

$$R(t) = \exp[-(t/\eta)^m] \quad (5)$$

其中,  $t$  为时间;  $m$  为形状参数;  $\eta$  为刻度参数。

由于在继电保护可靠性评估过程中,选取的设备失效分布模型在很大程度上决定了评估效果<sup>[16]</sup>,因此有必要科学地确定其失效分布模型。对于小样本失效数据,由于其特征不明显,不论采用指数分布还是威布尔分布都能得到较好的拟合结果<sup>[17]</sup>,却可

能无法真实反映继电保护失效本身的特性。本文在扩充失效样本的基础上通过最小二乘法拟合中的相关系数区分和确定哪种分布更适合待分析继电保护系统的失效特征。

## 2 BP 神经网络模型

### 2.1 神经网络原理

神经网络是对人的神经系统的模拟,由于 BP 神经网络具有较好的函数逼近能力<sup>[18-19]</sup>,本文采用 BP 神经网络对高可靠性继电保护小样本失效数据进行模拟仿真完成数据扩充。

BP 神经网络基本结构见图 1。BP 神经网络由输入层、隐层和输出层构成,每个神经元将加权后的输入与阈值(偏移)向量代数求和后得到各自的输出。

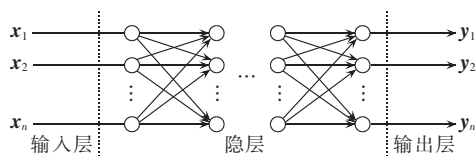


图 1 BP 神经网络

Fig.1 Schematic diagram of BP neural network

利用 BP 神经网络仿真主要分为以下几个步骤。

- 构造网络模型,包括确定输入/输出数据形式、网络层次及传递函数形式。
- 网络学习训练,确定权系数和阈值参数。
- 利用网络进行仿真。

### 2.2 BP 神经网络模型及学习训练

BP 神经网络的传递函数必须可微,为了尽量减少仿真误差,本文采用 2 层模型,输入层神经元采用 log-sigmoid 型传递函数 logsig,输出层采用线性传递函数 purelin。

BP 神经网络的训练利用误差反传原理,不断调整网络的权值使网络模型输出值与已知的训练样本输出值之间的误差平方和达到最小或小于某一期望值。本文采用梯度下降动量 BP 算法进行 BP 神经网络的学习训练,该算法的学习速率是自适应的,且网络训练误差较小,能得到较好的数据仿真结果。

## 3 基于 BP 神经网络的继电保护可靠性评估

BP 神经网络方法用于小样本数据的可靠性评估,一方面能减小对分布模型的依赖,从而达到减小评估误差和不确定性的效果;另一方面可通过扩大数据样本更准确地判别分布模型。基于 BP 神经网络的可靠性评估过程如图 2 所示。

### 3.1 基于 BP 神经网络的继电保护可靠性数据样本扩充

设有  $N$  台继电保护装置的失效数据  $t_1, t_2, \dots, t_r$  ( $r < N$ ),且  $t_1 \leq t_2 \leq \dots \leq t_r$ ,其中,样本数据容量  $r \leq 10$ 。

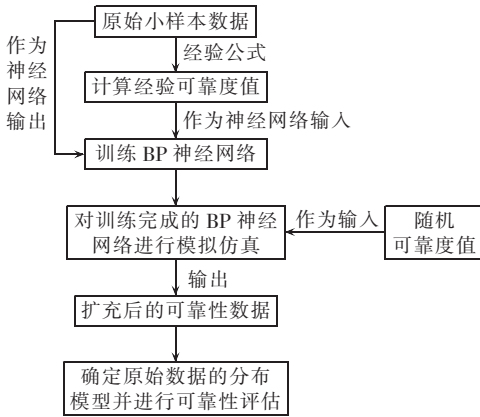


图 2 基于 BP 神经网络的继电保护系统可靠性评估流程图

Fig.2 Flowchart of relay protection system reliability assessment based on BP neural network

在未知数据样本的分布模型的情况下,可以通过经验分布函数估计出经验可靠度作为 BP 神经网络的输入。但经验分布函数在样本容量较小时会有较大的计算误差,为减小误差,在小样本情况下,可采用下列公式计算经验可靠度<sup>[14]</sup>。

海森公式:

$$R(t_i) = 1 - \frac{i-0.5}{N} \quad (6)$$

近似中位秩公式:

$$R(t_i) = 1 - \frac{i-0.3}{N+0.4} \quad (7)$$

数学期望公式:

$$R(t_i) = 1 - \frac{i}{N+1} \quad (8)$$

式(6)~(8)各有其适用性,对不同分布模型的参数估计,其误差不同。因此有必要在使用经验公式时对其进行误差校验,力求挑选出最适合数据样本分布模型的经验公式,以减小评估误差,提高评估效果。本文将通过算例说明当分布模型选取为威布尔模型时,近似中位秩公式误差最小;当分布模型选取为指数分布时,数学期望公式误差最小。

对于原始小样本失效数据,按经验公式可计算出其对应的可靠度值  $R(t_i)$ ,并将向量  $\{R(t_1), R(t_2), \dots, R(t_r)\}$  作为 BP 神经网络的输入,将  $\{t_1, t_2, \dots, t_r\}$  作为 BP 神经网络的输出,对 BP 神经网络进行学习训练,以优化确定网络内部的结构参数,即权参数和阈值参数,一旦参数得到确定,即可应用该网络模拟生成新的可靠性数据。训练样本少会对 BP 神经网络的训练产生一定影响,因此本文未直接使用 BP 神经网络对可靠度或失效时间等指标进行预测,而是首先针对原始数据样本,利用 BP 神经网络仿真得到与原始数据样本变化规律近似的扩充数据,然后采用基于最小二乘法的威布尔分布模型进行参数估计,较直接进行可靠性指标计算而言,拟合误差要小。

由 BP 神经网络的特性可知,网络模拟生成的新的可靠性数据与原始数据有近似的规律和特性,且样本量的扩大减小了偶然因素,一定程度上避免了因对分布模型的依赖而造成的误差,甚至错误评估。

### 3.2 基于扩充数据样本的保护可靠性评估

由于 BP 神经网络仿真模拟生成的扩充数据样本与原始数据样本具有相同的变化规律,可利用 BP 神经网络模拟生成的可靠性数据及其对应的可靠度,分别对指数分布和威布尔分布模型进行最小二乘法参数估计,计算出各模型的参数值;并根据最小二乘法的相关系数  $\rho$  确定扩大的数据样本的分布模型,即相关系数  $\rho$  的绝对值越接近于 1,这组数据越符合该分布模型。

通过比较指数分布和威布尔分布模型的相关系数  $\rho$  的绝对值与 1 的接近程度,对该样本数据的分布模型进行区分和确定,解决了因数据样本少而无法选择最适合的分布模型的问题,也间接提高了参数估计的精度。

确定分布模型并得到各参数后,即可利用第 1 节所示各分布模型的可靠度函数计算可靠性指标。

## 4 算例分析

选取某一型号的继电保护装置 50 台,在同样的操作水平和工况下,记录它们各自的投入运行时间和发生故障的时间,如表 1 所示,选取装置最后的故障时刻 2007-12-25T09-00 为截止时刻。

表 1 继电保护系统运行数据记录

Table 1 Operational data records of relay protection system

设备 ID	投运时刻	故障时刻	设备动作情况	运行时间/h
1	2005-01-04T07-00	2005-07-06T14-00	误动	4399
3	2005-01-06T01-00	2006-07-15T08-00	误动	13327
18	2005-01-06T01-00	2006-11-10T07-00	拒动	16158
20	2005-01-06T01-00	2007-01-10T07-00	误动	17622
25	2005-08-27T02-00	2007-12-25T09-00	误动	20407
38	2005-09-01T16-00	2006-05-03T22-00	误动	5862
39	2005-09-01T17-00	2006-10-05T23-00	拒动	9582
44	2005-09-07T21-00	2006-10-13T03-00	误动	9606
其他	—	—	正确动作	20407

将正确动作的数据滤除,然后按照设备运行的时间长短排序得到失效数据样本,即:  $t_1=4399$  h,  $t_2=5862$  h,  $t_3=9582$  h,  $t_4=9606$  h,  $t_5=13327$  h,  $t_6=16158$  h,  $t_7=17622$  h,  $t_8=20407$  h。分别采用海森公式、数学期望公式、近似中位秩公式计算其对应的经验可靠度值如表 2 所示。

分别将海森公式、数学期望公式、近似中位秩公式对应的向量  $\mathbf{R}_1(t_i)$ 、 $\mathbf{R}_2(t_i)$ 、 $\mathbf{R}_3(t_i)$  作为 BP 神经网络的原始输入,将失效时间组成的向量  $\mathbf{T}$  作为其各自的输出,通过 MATLAB 程序实现 BP 神经网络的



表 2 经验可靠度  
Table 2 Experience reliability

失效时间/h	经验可靠度		
	海森公式	数学期望公式	近似中位秩公式
$t_1=4\ 399$	0.99	0.9861	0.9804
$t_2=5\ 862$	0.97	0.9663	0.9608
$t_3=9\ 582$	0.95	0.9464	0.9412
$t_4=9\ 606$	0.93	0.9266	0.9216
$t_5=13\ 327$	0.91	0.9067	0.9020
$t_6=16\ 158$	0.89	0.8869	0.8824
$t_7=17\ 622$	0.87	0.8671	0.8627
$t_8=20\ 407$	0.85	0.8472	0.8431

学习、训练,训练误差小于 0.001 时,训练结束。向量

$R_1(t_i)$ 、 $R_2(t_i)$ 、 $R_3(t_i)$ 和  $T$  分别为:

$$R_1(t_i)=[0.99,0.97,0.95,0.93,0.91,0.89,0.87,0.85]$$

$$R_2(t_i)=[0.986\ 1,0.966\ 3,0.946\ 4,0.926\ 6,0.906\ 7,0.886\ 9,0.867\ 1,0.847\ 2]$$

$$R_3(t_i)=[0.980\ 4,0.960\ 8,0.941\ 2,0.921\ 6,0.902\ 0,0.882\ 4,0.862\ 7,0.843\ 1]$$

$$T=[4\ 399,5\ 862,9\ 582,9\ 606,13\ 327,16\ 158,17\ 622,20\ 407]$$

为了获得较好的仿真估计效果,可根据原始输入可靠度值的范围大致确定仿真输入的范围,扩充数据样本量也可以根据实际需要确定。本算例为了得到样本量为 50 的扩充数据样本,将 0.8~1 范围内的 50 个随机数按从大到小的顺序排列成向量,输入已经训练完成的 BP 神经网络进行仿真,得到 50 个

新的失效数据,作为原始数据的扩充样本。

对扩大数据样本,分别采用最小二乘法进行指数分布和威布尔分布参数估计,其结果如表 3 所示。

分析各经验公式下的各分布模型参数估计结果可得以下结论。

a. 最小二乘法曲线拟合的相关系数  $\rho$  反映了原始数据与所拟合分布模型的符合程度,整体比较指数分布和威布尔分布模型的曲线拟合相关系数可知,指数分布最符合该原始失效数据的失效分布模型,威布尔分布其次。

b. 比较指数分布和威布尔分布模型的参数估计曲线拟合结果可知,其原始数据样本与扩充数据样本之间的参数估计误差都较小。但指数分布模型和威布尔分布模型在不同的经验公式下,其参数估计误差大小略有差异。威布尔分布模型在近似中位秩公式下,其扩充数据样本与原始样本的参数估计最接近,而指数分布在数学期望公式下的扩充数据样本与原始样本参数估计的误差最小。

c. 比较近似中位秩公式下的威布尔分布模型和数学期望公式下的指数分布模型参数估计的原始数据与扩充数据样本的曲线拟合相关系数可知,扩充数据样本的相关系数相比原始数据的相关系数更接近于 1,说明扩充数据样本比原始数据样本能得到更好的曲线拟合效果,参数估计也更精确,可靠性评估效果更好。

表 3 最小二乘法参数估计结果

Table 3 Results of parameter estimation by least square method

分布模型	数据类型	参数	估计结果		
			海森公式	近似中位秩公式	数学期望公式
指数分布	原始数据	拟合曲线	$\ln[R(t)]=-9.2721 \times 10^{-6}t+0.0278$	$\ln[R(t)]=-9.2318 \times 10^{-6}t+0.0236$	$\ln[R(t)]=-9.1720 \times 10^{-6}t+0.0176$
		相关系数 $\rho$	-0.9926	-0.9926	-0.9926
		可靠度 $R(t)$	$e^{-9.2721 \times 10^{-6}t+0.0278}$	$e^{-9.2318 \times 10^{-6}t+0.0236}$	$e^{-9.1720 \times 10^{-6}t+0.0176}$
	模拟扩充数据	失效率 $\lambda$	$9.2721 \times 10^{-6}$	$9.2318 \times 10^{-6}$	$9.1720 \times 10^{-6}$
		拟合曲线	$\ln[R(t)]=-9.4239 \times 10^{-6}t+0.0275$	$\ln[R(t)]=-9.5478 \times 10^{-6}t+0.0288$	$\ln[R(t)]=-9.1239 \times 10^{-6}t+0.0176$
		相关系数 $\rho$	-0.9902	-0.9930	-0.9954
威布尔分布	原始数据	可靠度 $R(t)$	$e^{-9.4239 \times 10^{-6}t+0.0275}$	$e^{-9.5478 \times 10^{-6}t+0.0288}$	$e^{-9.1239 \times 10^{-6}t+0.0176}$
		失效率 $\lambda$	$9.4239 \times 10^{-6}$	$9.5478 \times 10^{-6}$	$9.1239 \times 10^{-6}$
		拟合曲线	$\ln[-\ln(R(t))]=1.6631 \ln t-18.1926$	$\ln[-\ln(R(t))]=1.4987 \ln t-16.5809$	$\ln[-\ln(R(t))]=1.3327 \ln t-14.8432$
	模拟扩充数据	相关系数 $\rho$	0.9723	0.9794	0.9852
		形状参数 $m$	1.6631	1.4987	1.3327
		尺度参数 $\eta$	56329.26	63800.85	74749.26
模拟扩充数据	拟合曲线	$\ln[-\ln(R(t))]=1.5906 \ln t-17.5136$	$\ln[-\ln(R(t))]=1.4788 \ln t-16.4154$	$\ln[-\ln(R(t))]=1.2652 \ln t-14.3101$	
	相关系数 $\rho$	0.9690	0.9836	0.9944	
	形状参数 $m$	1.5906	1.4788	1.2652	
	尺度参数 $\eta$	60517.5	66203.39	81678.31	

## 5 结论

本文结合高可靠性继电保护装置失效数据的小样本特点,采用 BP 神经网络对原始数据样本进行扩充,并根据扩充数据样本进行可靠性评估,既在一定程度上克服了因原始数据样本过小而影响评估效果

的问题,也能减少对分布模型的依赖和评估的偶然性,从而达到对小样本数据进行有效评估的目的,算例分析结果验证了其有效性。本文研究可得出如下结论。

a. 指数分布和威布尔分布可以作为继电保护可靠性评估的分布模型,这与继电保护装置的失效特

性曲线——浴盆曲线是相符的,且对于分布模型的判别和选取,可以根据各分布模型的最小二乘法曲线拟合的相关系数来实现。

**b.** 为了尽量减少扩充数据样本的误差,选择合适的经验公式很有必要。分布模型选取为威布尔模型时,近似中位秩公式误差最小;分布模型选取为指数分布模型时,数学期望公式误差最小。

**c.** BP 神经网络模型仿真方法作为小样本数据扩充数据样本的方法有其优势,这是由 BP 神经网络模型本身的特性决定的。一方面 BP 神经网络能避免失效数据分散性、分布模型选取失误导致的评估误差;另一方面,扩充数据样本与原始数据样本的变化规律基本相同,可作为可靠性指标参数估计的参考数据。

### 参考文献:

- [1] 戴志辉,王增平. 继电保护可靠性研究综述[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(15):160-167.  
DAI Zhihui,WANG Zengping. Overview of research on protection reliability[J]. Power System Protection and Control, 2010,38(15):160-167.
- [2] 戴志辉,王增平,焦彦军,等. 阶段式保护原理性失效风险的概率评估方法[J]. 电工技术学报,2012,27(6):175-182.  
DAI Zhihui,WANG Zengping,JIAO Yanjun,et al. Probabilistic assessment method for failure risk of stepped protection philosophy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012,27(6):175-182.
- [3] 李锋,谢俊,兰金波,等. 智能变电站继电保护配置的展望与探讨[J]. 电力自动化设备,2012,32(2):122-126.  
LI Feng,XIE Jun,LAN Jinbo,et al. Prospect and discussion of relay system configuration for intelligent substation[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(2):122-126.
- [4] 张春合,陆征军,李九虎,等. 数字化变电站的保护配置方案和应用[J]. 电力自动化设备,2011,31(6):122-125.  
ZHANG Chunhe,LU Zhengjun,LI Jiuhu,et al. Protection configuration scheme and application in digital substation[J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(6):122-125.
- [5] 孙福寿,汪雄海. 一种分析继电保护系统可靠性的算法[J]. 电力系统自动化,2006,30(16):32-35,76.  
SUN Fushou,WANG Xionghai. An algorithm of the reliability analysis of relay protection system[J]. Automation of Electric Power Systems,2006,30(16):32-35,76.
- [6] DAI Zhihui,WANG Zengping. Protection dynamic reliability analysis system based on 3RF technique[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2011,26(3):1137-1144.
- [7] 王超,高鹏,徐政,等. GO 法在继电保护可靠性评估中的初步应用[J]. 电力系统自动化,2007,31(24):52-56,85.  
WANG Chao,GAO Peng,XU Zheng,et al. The preliminary application of the GO method in the evaluation of reliability of relay protection[J]. Automation of Electric Power Systems,2007,31(24):52-56,85.
- [8] 王睿琛,薛安成,毕天姝,等. 继电保护装置时变失效率估算及其区域性差异分析[J]. 电力系统自动化,2012,36(5):11-15.  
WANG Ruichen,XUE Ancheng,BI Tianshu,et al. The estimation and the analysis of regional differences of the time-varying failure of relay protection device[J]. Automation of Electric Power Systems,2012,36(5):11-15.
- [9] 茆定远,薛大知. 核电站 PSA 分析中可靠性数据处理的贝叶斯方法[J]. 核动力工程,2000,21(5):451-455.  
MAO Dingyuan,XUE Dazhi. The Bayesian method about reliability data processing in nuclear power station PSA analysis[J]. Nuclear Power Engineering,2000,21(5):451-455.
- [10] 韩冬,马进,贺仁睦. 基于 Bootstrap 的实测负荷模型参数优选[J]. 电工技术学报,2012,27(8):141-146.  
HAN Dong,MA Jin,HE Renmu. Parameter optimization of measurement-based load model based on Bootstrap[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2012,27(8):141-146.
- [11] 段晓军,王正明. 小子样下的 Bootstrap 方法[J]. 弹道学报,2003,15(3):1-5.  
DUAN Xiaojun,WANG Zhengming. The Bootstrap method based on small sample[J]. Journal of Ballistic,2003,15(3):1-5.
- [12] 石长伟,刘志明. 小样本评估方法[J]. 质量与可靠性,2006,6:24-26.  
SHI Changwei,LIU Zhiming. The evaluation methods of small sample[J]. Quality and Reliability,2006,6:24-26.
- [13] 张新峰,赵彦,王生昌,等. 基于支持向量机的小样本威布尔可靠性分析[J]. 机械科学与技术,2012,31(8):1359-1362.  
ZHANG Xinfeng,ZHAO Yan,WANG Shengchang,et al. Small sample Weibull reliability analysis based on Support Vector Machine(SVM)[J]. Mechanical Science and Technology,2012,31(8):1359-1362.
- [14] 韩力群. 神经网络教程[M]. 北京:北京邮电大学出版社,2006:67-75.
- [15] 赵宇,杨军,马小兵. 可靠性数据分析[M]. 北京:国防工业出版社,2011:54-58.
- [16] 王增平,戴志辉. 含风力发电的配网电流保护运行风险评估[J]. 电力自动化设备,2013,33(6):7-12.  
WANG Zengping,DAI Zhihui. Operation risk assessment for current protection of distribution network with wind farm[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(6):7-12.
- [17] 王进才,陈振林,曾家有. 可靠性数据模拟生成的研究[J]. 电子产品可靠性与环境试验,2001,1:2-6.  
WANG Jincan,CHEN Zhenlin,ZENG Jiayou. The research of the simulation generation of reliability data[J]. Electronic Product Reliability and Environmental Testing,2001,1:2-6.
- [18] 赵振宇,徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用[M]. 北京:清华大学出版社,1995:80-116.
- [19] 刘彦呈,王川,魏一. 采用 BP 神经网络求解 CUEP 的实用计算[J]. 电力系统保护与控制,2011,39(22):144-149.  
LIU Yancheng,WANG Chuan,WEI Yi. Practical calculation of CUEP based on BP neural network[J]. Power System Protection and Control,2011,39(22):144-149.

### 作者简介:



戴志辉

戴志辉(1980—),男,宁夏固原人,副教授,博士,主要研究方向为电力系统保护与控制(E-mail:daihuadian@163.com);

李芷筠(1991—),女,湖北监利人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统继电保护;

焦彦军(1963—),男,河北保定人,教授,博士,主要研究方向为电力系统保护与控制;

王增平(1964—),男,河北石家庄人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统保护与控制。

## Reliability assessment based on BP neural network for relay protection system with a few failure data samples

DAI Zhihui, LI Zhijun, JIAO Yanjun, WANG Zengping

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** A method based on BP neural network is proposed for the reliability assessment of relay protection system with a few failure data samples. The distribution models suitable for the reliability assessment of relay protections and their features are analyzed. The BP neural network is then trained by the small amount of original failure data sample to get the expanded data samples whose rules are similar to those of the original ones. The least square method is applied to estimate the distribution model parameters of expanded data samples. Case study shows that, the reliability assessment based on the expanded data samples has better effect and the proper empirical formula should be adopted according to the selected distribution model.

**Key words:** relay protection; small sample; failure data; neural networks; reliability; assessment; models; parameter estimation

## 中国电力教育大学院(校)长联席会第四届第三次会议纪要

2014年10月24—26日,中国电力教育大学院(校)长联席会第四届第三次会议在湖北省武汉市举行,本次会议由华中科技大学电气与电子工程学院承办,来自32个成员单位的代表及特邀嘉宾共计62人参加了本次会议。

10月25日上午,大会正式开幕,华中科技大学电气与电子工程学院院长康勇教授主持了开幕式,介绍了特邀嘉宾及与会代表。华中科技大学副校长段献忠教授致辞,祝贺会议的召开,预祝会议圆满成功、交流获得丰硕成果。

联席会主席、四川大学电气信息学院院长刘俊勇教授致辞,对与会代表表示欢迎,并介绍了本次会议主题——“高校综合改革形势下的电气工程学科人才培养与科学研究”,对会议进程及工作任务进行了介绍,宣读了联席会名誉主席、西安交通大学张保会教授发来的贺信。

围绕本次会议主题,7位特邀嘉宾做了大会报告:中国科学院院士、中国电力科学研究院名誉院长周孝信的“面向新一代电网的电力与能源系统基础研究”;国家自然科学基金委电工学科丁立健主任的“电工学科2014基金资助及十三五规划”;清华大学电机工程与应用电子技术系闵勇教授的“国家科技部十三五智能电网战略规划情况介绍”;中国工程院院士、华中科技大学电气与电子工程学院樊明武教授的“电气学科支持下的粒子加速器研究与应用”;香港大学电机电子工程系 Victor O.K. Li(李安国)教授的“香港大学电气工程的国际化人才培养概况”;三峡大学电气与新能源学院黄悦华教授的“湖北省试点学院改革与电气专业建设”;清华大学电机工程与应用电子技术系曾嵘教授的“关于高校人事制度改革的思考”。

与会代表围绕会议主题及电力教育相关热点问题进行了深入交流,结合“十三五”的科学研究规划,以高等教育国际化为重点,研讨了电气工程学科提升科研水平和人才培养质量等问题。华中科技大学潘垣、程时杰两位院士分别就“对电气工程学科如何与其他学科更好地交叉与协同的思考”及“未来高校电气工程学科的研究定位及人才储备”做了发言。

院(校)长联席会第四届第四次会议将于2015年在昆明理工大学举办,会议承办方——昆明理工大学电力工程学院介绍了会议策划和筹备情况,初步讨论了会议的主题。

重庆大学、东南大学、长沙理工大学、郑州大学和合肥工业大学积极申请承办2016年联席会第五届第一次会议。经过投票表决,确定重庆大学电气工程学院为承办单位。

10月26日,会议圆满闭幕。联席会对本次会议承办方——华中科技大学电气与电子工程学院精心、周到的组织和安排表示感谢!

中国电力教育大学院(校)长联席会

2014年10月26日