

基于SOM-BP组合神经网络的交联电缆局部放电模式识别

为同时避免SOM神经网络不能以向量形式表示模式识别结果，BP神经网络需要大量训练样本的不足，深入研究神经网络基本原理，设计了一种将SOM神经网络作为初级网络，BP神经网络作为次级网络，两者间串联连接的SOM-BP组合神经网络模型。在试验室开展交联电缆局部放电模拟试验，提取了超宽频带单次放电脉冲时域波形的3、4阶统计特征作为放电指纹。随后，分别将3种神经网络作为分类器完成了局部放电模式识别，并通过对比SOM-BP神经网络与两种单一神经网络的识别效果验证了该模型的正确性。识别结果表明，以SOM-BP组合神经网络作为分类器时各模式识别率均大于90%，且无论是各类识别率还是整体识别率，该网络识别效果均为最佳，证明了组合模型的有效性及其合理性。

段玉兵 胡晓黎 张 皓/山东电力研究院
杨 波 孙晓斌/国网山东省电力公司

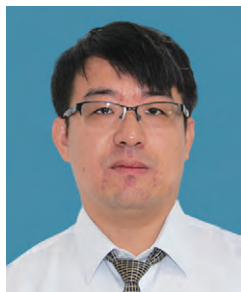
0 引言

近年来，交联聚乙烯（Cross-linked polyethylene, XLPE）电力电缆凭借其在制造工艺及运行性能等方面优势，逐渐取代油纸绝缘电缆成为了我国电力输送的主力设备。统计数据表明，除外界因素，局部放电（以下简称局放）是导致电缆绝缘故障的主要原因。在对电缆进行局放检测过程中采集到的局放信号承载着电缆全部绝缘故障信息，对该信号进行有效的模式识别，可以准确地了解和掌握XLPE电缆内部缺陷类型的性质和特征，对进一步判断其绝缘可靠性、保障电缆运行安全性以及指导电缆检修工作有十分重要的意义^[1-2]。

目前，XLPE电缆局放模式识别中

常用到的神经网络分类模型有：自组织特征映射（Self-organized Mapping, SOM）神经网络、反向传播（Back Propagation, BP）神经网络及径向基函数（Radial Basis Function, RBF）神经网络等。虽上述智能算法都能通过对局放模式的学习及训练，用连接权值来表达习到的缺陷诊断知识，解读局放模式与识别特征量间的非线性关系，从而实现样本数据间的联想记忆、模式匹配及相似归类，但各神经网络在模式识别过程中都存在着一定的局限性^[3]。其中，SOM神经网络虽能以良好的识别率完成局放模式分类，但其识别结果并不能用输出向量的形式表示，且竞争层拓扑结构选择会对识别准确度产生很大影响^[4]；BP神经网络需要大量的训练样本且收敛速度较慢、易陷入局部极小值^[5]。此外，该网络的模式识别能力很大程度上依赖网络知识库中存储的先验知识，一旦出现新的异常现象，网络极可能因为信息无法匹配而导致识别错误^[3]。

本文从信息融合、优势互补的角度出发，提出将SOM神经网络与BP神经网络串联构成组合神经网络模型，提取XLPE电缆超宽频带局放脉冲时域波形的3、4阶统计特征量作为放电指纹，并将SOM-BP神经网络模型作为分类器识别试验室中模拟的四种典型放电形式。最后，对比组合网络模型与两种单一网络的识别结果，验证该方案的可行性及有效性。



段玉兵/工程师

关键词/Keywords

局部放电 ·
模式识别 ·
组合神经网络 ·
统计特征 ·

1 SOM-BP组合神经网络设计

1.1 SOM神经网络基本原理

SOM神经网络是一种无教师指导的自组织学习网络,该网络遵循“胜者为王”学习机制,能够在无先验知识的条件下自动实现样本数据识别与分类^[3]。SOM神经网络包含一个输入层及一个输出层,结构示意图如图1所示。图中,输入层通过权值向量将输入信息传递至输出层;输出层,又名竞争层,其二维阵列拓扑类似于大脑皮层形象,通过若干神经元并行反映聚类结果^[6]。

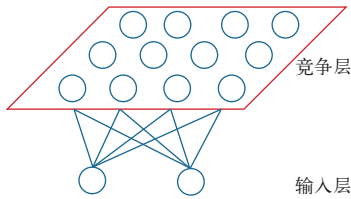


图1 SOM神经网络结构模型

设网络输入层与竞争层节点个数分别为 n 与 m ,则输入样本为 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$,与竞争层中第 k 个神经元间的连接权值向量为 $\mathbf{W}_k=(W_{1k}, W_{2k}, \dots, W_{nk})$, $k=1, 2, \dots, m$ 。分别计算输入向量 $\mathbf{X}$ 与竞争层各神经元权值向量 $\mathbf{W}$ 间欧式距离 d ,将 d 值最小的神经元定义为获胜神经元,记为 C 。距离计算式为^[6]

$$d = \|\mathbf{X} - \mathbf{W}_k\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - W_{ik})^2} \quad (1)$$

因SOM神经网络通过模拟人脑神经元对外部刺激的响应特点完成聚类,故必须调整获胜神经元 C 及其邻域内各节点的权值向量,即

$$\mathbf{W}_k(t+1) = \mathbf{W}_k(t) + \eta(t) h_{kc}(t) [\mathbf{X}(t) - \mathbf{W}_k(t)] \quad (2)$$

式中, t 为迭代次数; $\eta(t)$ 为更新学习率,设定算法迭代次数为 T ,初始学习率为 η_0 ,则计算式为

$$\eta(t) = \eta_0 (1 - t/T) \quad (3)$$

$h_{kc}(t)$ 为更新邻域函数,设初始邻域半径为 σ_0 ,则

$$\begin{cases} h_{kc} = \exp\left(-\frac{\|r_c - r_k\|}{2\sigma^2(t)}\right) \\ \sigma(t) = \sigma_0 \exp(-t/T) \end{cases} \quad (4)$$

式中, σ 逐渐衰减至0, η 必须降低至保证算法收敛。令 $t=t+1$,重复上述步骤直到迭代次数达到 T 为止。通过对训练样本反复计算,权值及邻域不

断更新,可获得样本聚类中心,即获胜神经元^[6]。

1.2 BP神经网络基本原理

BP神经网络是一种有监督的三层前馈式网络,包含一个输入层、一个输出层及若干个隐含层,网络结构如图2所示。BP神经网络的学习分为正向与反向两个阶段,在正向传播过程中,各层间通过权值矩阵逐层将输入信号传递至输出层^[7]

$$\begin{cases} h_j = F\left(\sum_{i=1}^I W_{ji} x_i - b_j\right) & j=1, 2, \dots, J \\ y_k = F\left(\sum_{j=1}^J W_{kj} h_j - b_k\right) & k=1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (5)$$

式中, b_j 与 b_k 分别为隐含层及输出层阈值向量元素; $F()$ 为隐含层及输出层激励函数。

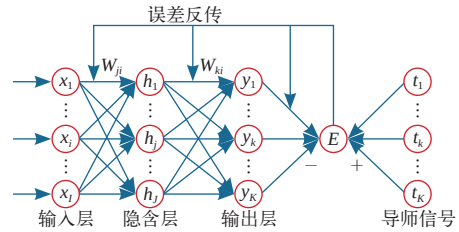


图2 BP神经网络结构模型

在输出层比较网络实际输出与导师信号 $T=(t_1, t_2, \dots, t_K)$,若误差不满足要求,则网络学习转变为调整优化权值的反向传播,依据梯度下降法不断修正权值矩阵及阈值向量,直至误差低于容许值 ξ ,从而实现输入信息到输出层的非线性映射。权值及阈值修正公式如下^[7]

$$\begin{cases} W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \alpha h_j d_k \\ b_k(t+1) = b_k(t) - \alpha d_k \\ d_k = h_j y_k (1 - y_k) (t_k - y_k) \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \alpha x_i g_j \\ b_j(t+1) = b_j(t) - \alpha g_j \\ g_j = h_j (1 - h_j) \sum_{k=1}^K W_{kj} d_k \end{cases} \quad (7)$$

1.3 构建SOM-BP组合神经网络

设计SOM-BP组合神经网络的基本理念在于将自组织学习方式与有监督学习方式结合起来,相互间取长补短^[3]。考虑到SOM神经网络不需要

大量的输入样本,故将其作为初级网络,用于实现输入样本自聚类,将低维空间中的线性不可分部分映射至高维空间,使其线性可分,完成对输入样本的初步识别^[5]。将BP神经网络作为次级网络,以SOM神经网络获胜神经元位置作为该网络输入,对输入样本数据进一步分类,并将识别结果以向量形式输出,简洁明了且准确度高。根据以上分析,可将SOM-BP神经网络的具体实现步骤叙述如下^[3-7]。

1) 步骤1。将样本数据分为训练样本与待测样本两部分并进行数据归一化处理。

2) 步骤2。初始化SOM神经网络模型,即确定网络竞争层拓扑结构,并利用该网络对训练样本初步聚类。

3) 步骤3。初始化BP神经网络模型,即确定网络各层节点数及导师信号,并将初步聚类结果进行归一化处理后作为BP神经网络输入,对网络进一步训练。

4) 步骤4。训练结束后所得的SOM-BP神经网络即为能对样本数据准确分类的组合网络模型。将待测样本输入该分类模型,初级网络将样本自动聚集至与其相似度最高的神经元上,该神经元激活BP神经网络从而实现样本数据的进一步分类。图3为SOM-BP神经网络算法流程。

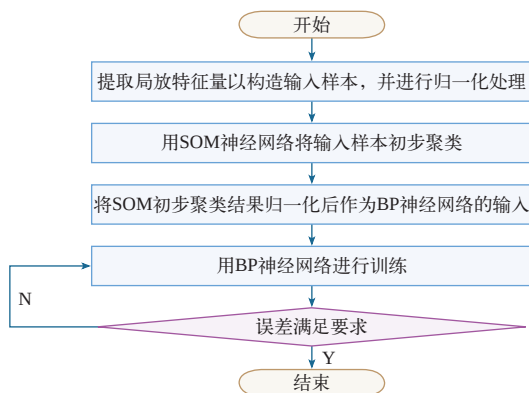


图3 SOM-BP组合神经学习流程图

2 XLPE电缆局放信号统计特征提取

2.1 典型放电模型设计及局放模拟试验

XLPE电缆局放与绝缘故障密切相关,分析电

缆在制作、敷设及运行期间出现频率较高的缺陷类型可知,工程上常见的局放形式大致归结为以下四类:针板放电、内部放电、悬浮放电及沿面放电^[8]。为比较XLPE电缆不同局放模式间特征及放电机理差异,特在试验室制作4种放电模型,图4为模型设计图。

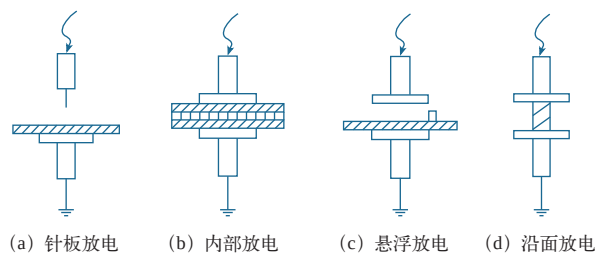


图4 4种典型XLPE电缆局放模型

参照IEC 60270标准,模拟试验选用电容耦合法采集局放信号,图5为XLPE电缆局放模拟试验接线示意图,图6为试验现场。图4中,耦合电容 C_k 用于耦合模型放电产生的局放电流,电流传感器TA用于采集高频局放脉冲电流信号,经带通滤波器及程控放大器将局放信号放大后,信号传递至DL7400数字示波器(最高采样频率为 $2 \times 10^9/s$ 个采样点,采样带宽达500 MHz)。为获取真实放电信号,试验在全电磁屏蔽试验室中展开^[9],考虑到测量信号的随机性,对每种放电模型均测量数据40次。

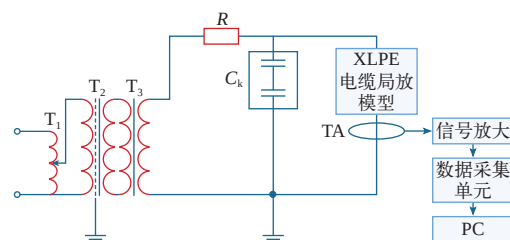


图5 XLPE电缆局放模拟试验接线示意图

T_1 —调压器 T_2 —隔离变压器 T_3 —试验变压器 R —限流电阻

C_k —耦合电容 TA—高频电流传感器

2.2 局放统计特征量计算

与 $\varphi-q-n$ 三维统计谱图、 $\varphi-n$ 和 $\varphi-q$ 等二维谱图相比,XLPE电缆局放脉冲时域波形随机性更强也更复杂,难以用基本放电参量如起始电压 U_i 、熄灭电压 U_e 、放电能量 W 、放电功率 P 及平均放电

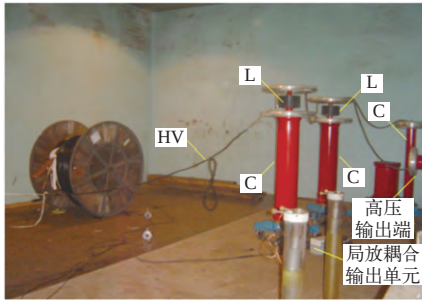


图6 XLPE电缆局放模拟试验现场

电流 I_{av} 等描述局放特征^[10]。因此,本文提出一种通过计算局放脉冲时域波形3、4阶特征参量用以表征局放特征的方法,其本质在于将单次放电脉冲时域波形上各采样时刻对应的采样点当作随机变量进行统计分析。部分统计算子分述如下^[11]。

1) 不对称度 A_{sy} 。此量用于衡量时域波形中正负半周放电幅值分布对称程度,其表达式为

$$A_{sy} = \frac{N_1 \sum_{i=1}^{N_1} Q_{i+}}{N_2 \sum_{i=1}^{N_2} Q_{i-}} \quad (8)$$

式中, N_1 、 N_2 分别为正、负半周放电脉冲个数; Q_{i+} 、 Q_{i-} 分别为正、负半周放电脉冲幅值。

2) 峭度 K_u 。此量表征的是某一随机变量其概率分布的分散程度,即概率值是否集中于期望值。设定随机变量为 x ,其概率分布函数为 $F(x)$,期望值为 μ ,方差为 σ^2 ,则 K_u 表达式为

$$K_u = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^4 F(x_i)}{\sigma^4 \sum_{i=1}^N F(x_i)} - 3 \quad (9)$$

因本文目的在于实现XLPE电缆局放模式识别,用各采样时刻对应的放电幅值 Q_i 与该点在单次放电脉冲波形内出现的概率 p_i 代替上式中的 x_i 及 $F(x_i)$,可得

$$K_u = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_i - \mu)^4 p_i}{\sigma^4 \sum_{i=1}^N p_i} - 3 \quad (10)$$

3) 偏斜度 S_k 。此量表征的是概率分布关于随

机变量期望值的对称程度。依据计算 K_u 时各参数含义设定及 K_u 计算过程可推导出考虑XLPE电缆局放脉冲时 S_k 的表达式为

$$S_k = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_i - \mu)^3 p_i}{\sigma^3 \sum_{i=1}^N p_i} \quad (11)$$

4) 局部峰点数 P_e 。为区分时域波形上的单一峰值与连续峰值,对任一采样峰值点 Q_i ,若时域波形在该点附近的概率分布 p_i 的微分满足

$$\frac{dp_{i-1}}{dQ_{i-1}} > 0 \text{ 且 } \frac{dp_{i+1}}{dQ_{i+1}} < 0 \quad (12)$$

则称该峰值点为一局部峰值点,否则为连续峰值点。

3 XLPE电缆局放模式识别

3.1 局放模式识别方案

在模式识别过程中,4种放电类型各有40条有效样本,其中20条用于训练网络,余下20条用于模式分类。因本文提取局放脉冲时域波形的7个统计算子 A_{sy} 、 K_u^+ 、 K_u^- 、 S_k^+ 、 S_k^- 、 P_e^+ 及 P_e^- 作为识别特征量,故SOM、BP和SOM-BP神经网络输入层节点数均为7个。对单一SOM网络及SOM-BP初级网络,经反复调试确定竞争层均采用 5×5 六边形结构,迭代次数设置为300次。对单一BP网络,设置其输出层神经元为4个,分别对应4种放电类型,导师信号采用二进制形式,即针板放电(A) [1,0,0,0]、内部放电(B) [0,1,0,0]、悬浮放电(C) [0,0,1,0]及沿面放电(D) [0,0,0,1],经反复试验,确定隐含层节点数为15个,训练次数为600次。对SOM-BP次级网络,设定输入层节点数为1个,对应初级网络获胜神经元位置,隐含层节点数为9个,其余参数同单一BP神经网络。

3.2 局放模式识别结果及分析

将待测样本送入已训练好的3种神经网络模型,SOM-BP网络初步聚类结果如表1所示。将这一系列数据分别作为次级BP神经网络的输入,可得3种神经网络分类器识别结果对比如表2所示。

表1 SOM-BP神经网络初步聚类结果

局放模式	获胜神经元位置
针板放电 (A)	6, 11, 12, 16, 21
内部放电 (B)	1, 2, 3, 7, 8
悬浮放电 (C)	18, 23, 24
沿面放电 (D)	5, 10, 15, 20, 25

表2 XLPE电缆局放模式识别结果对比

分类器	正确识别率(%)				整体识别率(%)
	A	B	C	D	
SOM	88	92	90	95	91.2
BP	85	93	87	95	90
SOM-BP	91.2	95	93.3	98	94.3

分析数据可知，虽然3种分类器的整体识别率均高于90%，识别效果良好，但使用SOM-BP组合神经网络作为模式分类器时，无论是各类识别率还是整体识别率，所取得的识别效果均为最佳，识别率变化对比验证如表3所示，以“+”表示组合网络识别率相对于参照分类器提高，“-”表示识别率降低。由表中数据知，与使用单一SOM神经网络时相比，各类模式识别率至少提高了3.16%，总体识别率提高了3.4%，而与使用单一BP神经网络时相比，各类模式识别率至少提高了3.16%，总体识别率提高了4.78%。

表3 SOM-BP神经网络识别率的对比验证

参照 分类器	各类识别率对比(%)				整体识别率对比(%)
	A	B	C	D	
SOM	+3.67	+3.26	+3.67	+3.16	+3.4
BP	+7.29	+3.26	+7.24	+3.16	+4.78

4 结束语

1) 深入研究SOM及BP神经网络基本原理，提出了一种将SOM神经网络与BP神经网络串联，前者作为初级网络、后者作为次级网络的组合神经网络分类模型。

2) 在试验室开展局放模拟试验，提取了XLPE电缆局放脉冲时域波形的3、4阶统计特征作为放电指纹，并分别将SOM、BP、SOM-BP神经网络作为模式分类器对4类典型局放模式进行识

别。识别结果表明，SOM-BP组合神经网络识别效果为三者中最佳，由此证明了该模型的合理性及有效性。

参考文献

[1] 姚林朋, 王辉, 钱勇, 等. 基于半监督学习的XLPE电缆局部放电模式识别研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39 (14) : 40-46.

[2] 姚林朋, 徐颖, 钱勇, 等. 基于关联规则的XLPE电缆局部放电模糊识别研究 [J]. 电工技术学报, 2012, 27 (5) : 92-98.

[3] 罗亮, 李国璋, 杨权, 等. SOM-BP神经网络在机械故障诊断中的应用研究 [J]. 车用发动机, 2008 (2) : 72-75.

[4] 龚明, 潘宏侠, 兰海龙. 基于最优小波包与SOM-BP融合的柴油机故障诊断 [J]. 煤矿机械, 2012, 33 (10) : 278-280.

[5] 程鹏, 潘宏侠. SOM-BP复合神经网络在齿轮箱故障诊断中的应用研究 [J]. 噪声与振动控制, 2010, 10 (5) : 165-168.

[6] 刘博, 肖长来, 梁秀娟. SOM-RBF神经网络在低下水位预测中的应用 [J]. 吉林大学学报, 2015, 45 (1) : 225-231.

[7] 张强. 电力电缆局部放电检测与模式识别的研究 [D]. 天津: 天津大学, 2007.

[8] 宋颖. 交联聚乙烯电缆局部放电信号检测与模式识别的研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2011.

[9] 杜伯学, 魏国忠. 基于小波与分形理论的电力设备局部放电类型识别 [J]. 电网技术, 2006, 30 (13) : 76-80.

[10] 姜芸, 闵虹, 夏荣, 等. 高压交联电缆接头局部放电的电容耦合法检测及分析 [J]. 高电压技术, 2010, 36 (8) : 2005-2011.

[11] 陈小林, 蒋雁, 逯丽若, 等. 超宽频带局部放电时域信号的指纹特征分析方法 [J]. 高电压技术, 2001, 27 (4) : 13-15.

(收稿日期: 2015-11-14) EA