

[配电网]

基于神经网络的配电网三相无功补偿控制技术

文/李雨菲

国网江苏省电力有限公司扬州供电分公司

中低压配电网中三相负荷失衡导致无功功率剧增，传统基于对称补偿的功率平衡器因算法僵化、补偿容量冗余等问题难以满足动态需求。基于此，提出融合遗传算法（GA）优化神经网络与粒子群算法（PSO）的智能补偿控制策略，通过构建GA-BP参数预测模型精准解析电网状态，结合PSO动态优化静止无功补偿器（SVC）参数，旨在实现三相不平衡负载的低成本高效补偿。仿真结果表明：该方法使三相电压不平衡度降低65.6%，功率因数提升42.6%。验证所提方案在提升电能质量、降低网损方面的优越性，为配电网动态无功补偿提供智能化解决方案。

在中低压配电网系统中，存在大量的单相、不对称和非线性的冲击性负荷，这些负荷导致三相电压和电流出现不平衡，进而在电源与电气设备之间产生无功潮流，使得功率因数下降，电力设备的输电利用率降低，同时导致功率损耗和电压损耗增大，严重影响电力系统的经济运行^[1]。为保证电能质量，要求无功补偿装置能够快速动作，并且具备将不平衡负荷调整为三相平衡负荷的能力。

目前，三相不平衡系统的平衡化方法，例如基于对称补偿原理提出的功率平衡器，无法解决以下问题：①由于这些算法的复杂性和灵活性不足，无法满足用户所需的各种三相不平衡情况以及不同的功率因数水平；②对于补偿装置的补偿方案要求其容量较大，这不仅增加补偿装置设计的难度，还导致补偿成本的增加^[2]。因此，本文提出一种智能算法，该算法利用神经网络和粒子群优化（PSO）算法，通过控制静止无功补偿器（SVC），实现不平衡电力系统下的无功补偿^[3]。

补偿系统模型

基于反向传播（BP）和粒子群优化（PSO）算法的三相不平衡配电网无功补偿系统由四个部分组成：参数采集、参数预测、确定最优补偿值以及进行无功补偿操作。系统框图如图1所示。

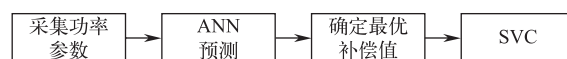


图1 电力补偿系统示意图

本文中，基于功率概念和补偿方法的对称性得到的待评估参数，与用于预测的遗传算法（GA）一起作为人工神经网络的输入来预测补偿参数；根据预测的参数和期望的参数，通过 PSO 算法可以得到最优补偿值；在最优值的作用下对电网进行补偿，以达到无功补偿的最优控制目的^[4]。

基于神经网络的无功补偿

1. 预测阶段基于遗传算法（GA）改进的人工神经网络（ANN）

预测系统包含三个表示电网三相的神经网络。

以A相为例来阐述预测神经网络的结构，具体内容如图2所示。相关研究已经证明过这样一个理论：仅含一个隐藏层的前馈神经网络，在紧集上能够以任意准确度逼近在 $C([0, 1]^n)$ 中定义的非线性函数。基于此，人工神经网络可用于预测电力参数。

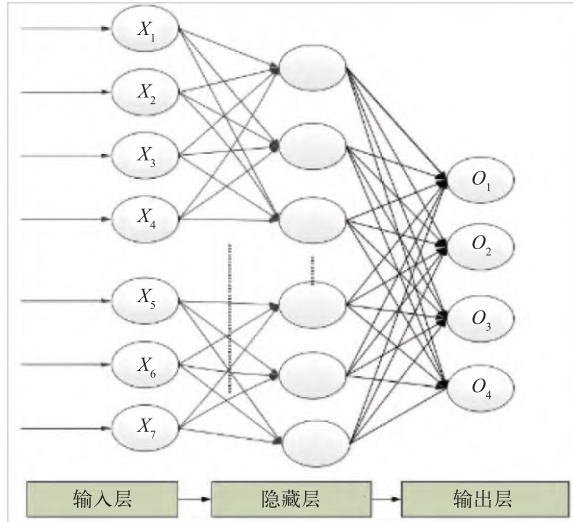


图2 人工神经网络的构建

在这个神经网络中，输入层的输入变量分为两组， $X=[x_1, x_2, x_3, x_4]$ ， $X'=[x_5, x_6, x_7]$ 。这两组变量对应于电力相关参数：①未进行电网补偿时的电能质量参数（A相功率因数 $\cos\alpha_a$ 、三相电压不平衡度 ε 、A相电压 U_a 、A相电流 I_a ）；②三相电路中对应的输入电抗值分别为 $X''=[x_{ab}, x_{bc}, x_{ca}]$ 。隐藏层神经元的输入根据输入层的输出分为两组，每组包含6个神经元。第三层的输出向量为 $O=[o_1, o_2, o_3, o_4]$ ，它表示预测的电能质量参数（A相电压 U'_a 、A相电流 I'_a 、A相功率因数 $\cos\alpha'_a$ 、三相电压不平衡度 ε' ）。

(1) 训练数据库的构建

第一组训练数据库，根据电能质量参数的定义，在一个周期内获取有限数量的瞬时电压和电流值，以得到它们的离散公式，通过这些公式可以测量电能质量参数。第二组训练数据库，根据三相功率平衡器原理计算出的三相补偿电容器值，用作第二组的输入。电容器值从下面的公式中获取

$$X_{ab}^* = -j \frac{\sqrt{3}ABC}{R_3AB - R_2AC + \sqrt{3}X_1BC} \quad (1)$$

$$X_{bc}^* = -j \frac{\sqrt{3}ABC}{R_1BC - R_3AB + \sqrt{3}X_2AC} \quad (2)$$

$$X_{ca}^* = -j \frac{\sqrt{3}ABC}{R_2AC - R_1BC + \sqrt{3}X_3AB} \quad (3)$$

式中， $A=[Z_{ab}]^2$ ； $B=[Z_{bc}]^2$ ； $C=[Z_{ca}]^2$ ； $Z=R+jX$ ， Z 为单相阻抗。

三相电抗补偿域由参考值构建，即 $X^*=[x_{ab}^*, x_{bc}^*, x_{ca}^*]$ 。单相电抗补偿域分别表示为 $x_{ab} \in [k_{11}X_{ab}^*, k_{21}X_{ab}^*]$ ， $x_{bc} \in [k_{12}X_{ab}^*, k_{22}X_{ab}^*]$ 以及 $x_{ca} \in [k_{13}X_{ab}^*, k_{23}X_{ab}^*]$ 。为简化计算，本文设定参数（ $k_{11}=k_{12}=k_{13}=0.5$ 且 $k_{21}=k_{22}=k_{23}=1.5$ ），如果 X^* 为正， $0.5X^*$ 是起始值，终值为 $1.5X^*$ 。电抗补偿值的域进行均匀离散化，步长为 $0.1X^*$ ，可获取的样本数量最多可达1000个。

(2) 神经网络的构建

根据隐藏层中的第一组（输入），节点的输入定义为 $s_j = \sum_{i=1}^4 x_i \omega_{ji}$ ， $j=1, 2, 3, 4$ 。根据隐藏层中的第二组（输入），节点的输入定义为 $s_j = \sum_{i=5}^7 x_i \omega_{ji}$ ， $j=5, 6, 7$ 。这里， ω_{ji} 表示从输入层的第 i 个单元到隐藏层第 j 个单元的连接权重。隐藏层的输出计算公式为

$$t_j = \frac{1}{1 + \exp(s_j + \sigma_j)} \quad (4)$$

式中， σ_j 为阈值。

输出层中节点的输入定义为

$$y_k = \sum_{j=1}^8 \omega_{kj} t_j, k=1, 2, 3, 4 \quad (5)$$

式中， ω_{kj} 为连接权重。

人工神经网络（ANN）的输出可以通过下式来计算

$$o_k = \frac{1}{1 + \exp(-y_k + \sigma_k)}, k=1, 2, 3, 4 \quad (6)$$

(3) 基于遗传算法（GA）的反向传播（BP）算法

算法

在训练阶段，如果通过前向传播得到的输出与期望输出不匹配，那么就需要调整神经网络的权重和阈值。然而，传统的BP算法存在两个缺陷：①BP算法本质上是一种单点搜索算法，不具备全局搜索能力；②在ANN的学习和训练过程中，给定结构参数的初始值是随机的，因此结果具有一定的随机性。

考虑到上述讨论，本文提出基于GA的BP算法来弥补这些不足。神经网络中的初始权重由GA进行优化，在GA中，适应度函数定义为 $f=1/E$ 。其中 E 为控制目标误差。 $E(t)$ 通过求解以下方程得到

$$E(t) = \sum_p \sum_{k=1}^4 (o_k^* - o_k(t))^2 \quad (7)$$

式中, o_k^* 为期望值; $o_k(t)$ 为训练样本的实际输出值; p 为训练样本的数量; k 为输出数量。

BP算法用于训练ANN, 也就是通过交叉和变异选择合适的权重。当由式(6)计算出的ANN的误差二次方和达到期望的值时, 选择BP算法进行训练以达到。

(4) 基于GA的BP算法评估

首先是准确性评估, 使用式(8)中给出的相对平均绝对误差作为评估指标, 该指标反映了预测值与期望输出值之间的相似度。

$$\text{RMAE} = \sum_{i=1}^n |o_k^* - o_k(t)| / \sum_{i=1}^n o_k(t) \quad (8)$$

RMAE的值越小, 表明预测值与真实值之间的平均差异越小, 也就意味着模型的预测效果越准确、越可靠。

计算效率评估涉及的数据量众多(每个种群中的权重和阈值数量为70个), 但当 $E(t)$ 的值达到 ε_{GA} 时, 切换到BP算法, 这样可以提高运算速度。

通过编写MATLAB程序来获取上述数值, 并且利用MATLAB的仿真函数得到训练数据库。在模型中, 对称三相电源由模块库中选取的三个单相电源组成, 电压有效值和频率分别设置为220 V和50 Hz。三相负载由三个单相负载构成, 取值分别为: $Z_{ab} = 1\,000 + 10j$, $Z_{bc} = 1\,000 + 5j$ 。在基于遗传算法和人工神经网络(GA-ANN)的模式中, ε_{GA} 为0.5, 种群数量为30, ε_{BP} 为0.002。

2. 基于粒子群优化(PSO)算法的电抗补偿优化

本文中, PSO算法可用于对静止无功补偿器(SVC)的电抗进行优化, SVC用于补偿不平衡的波动负载。三相补偿电抗器 $X_i^* = [x_{iab}, x_{ibc}, x_{ica}]$ 被设计为三维空间中无大小的粒子。粒子的初始位置为 $X_i'' = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}]$ ($x_{iab} = x_{i1}$, $x_{ibc} = x_{i2}$, $x_{ica} = x_{i3}$), 相应的函数由以下方程表示

$$f(X_i'') = f(g_a(X_i''), g_b(X_i''), g_c(X_i'')) \\ = \varphi \times \varphi' + E \times E' + \Gamma \times \Gamma' + \Xi \times \Xi' \quad (9)$$

$$\phi = [\phi_1, \phi_2, \phi_3], E = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3], \Gamma = [\phi_1, \phi_2, \phi_3], \Xi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3] \quad (10)$$

$$\phi_j = m_1(V_r - o_{1j}), \varepsilon_j = m_2(I_r - o_{2j}), \phi_j = m_3(o_{3j}), \xi_j \\ = m_4(\varepsilon_r - o_{4j}) \quad (11)$$

式中, o_{1j} 、 o_{2j} 、 o_{3j} 、 o_{4j} 分别为单相电压、单相电流、单相功率因数和三相电压不平衡度的预测值; V_r 为期望电压; I_r 为期望电流; ε_r 为期望的三相电压不平衡度。

为满足各种需求, 权重值(m_1, m_2, m_3, m_4)应灵活设置。

第 i 个粒子的当前位置是 $H_i = [h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}, h_{i4}]$, 其速度是 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{i4}]$, 其个体最优位置是 $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}]$, 全局最优位置是 $P_g = [p_{g1}, p_{g2}, p_{g3}]$ 。在时刻 t , 粒子 H_i 根据以下公式移动

$$v_{id+1}^{k+1} = w v_{id+1}^k + c_1 R(\cdot) (p_{id}^k - h_{id}^k) + c_2 R(\cdot) (p_{gd}^k - h_{id}^k) \quad (12)$$

$$h_{id+1}^{k+1} = v_{id+1}^k + h_{id}^k \quad (13)$$

式中, $d=1, 2, 3$; 变量 i 表示种群大小, 范围是 $1 \sim m$; $R(\cdot)$ 表示在区间[0,1]内的随机数; 变量 c_1 为加速常数; w 为惯性权重。

按照上述的域引入, 本文中的粒子数量为10。给每个粒子分配初始速度。在迭代过程中, 通过式(12)、式(13)来更新所有粒子的速度和位置, 通过式(10)、式(11)可以得到下一代的适应度值。这个过程可以重复进行, 直到结果足够接近收敛值 N , 或者迭代次数达到最大迭代次数 M 。基于粒子群优化(PSO)的电抗补偿优化可以在MATLAB 7.0版本中进行仿真。

仿真结果

本文使用MATLAB仿真系统构建仿真模型。仿真后, 得到的三相电流如图3和图4所示。

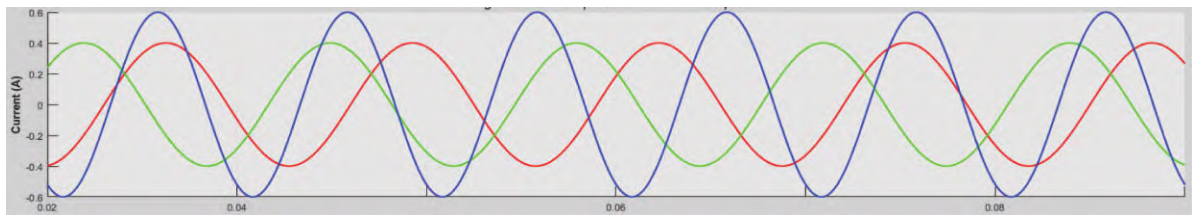


图3 三相未补偿电流

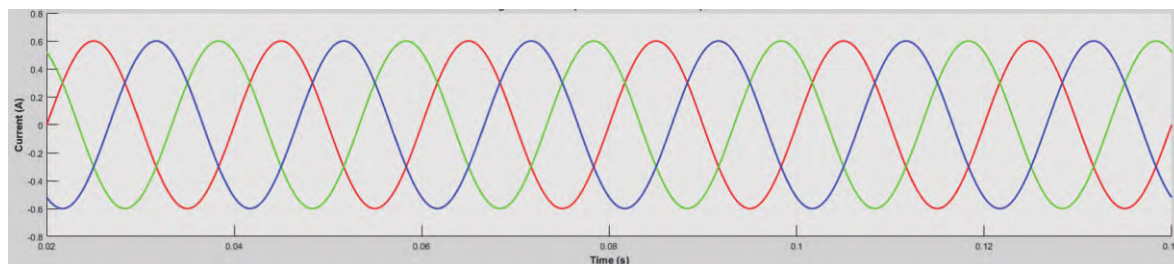


图4 三相补偿后电流

曲线的颜色（蓝色、红色和绿色）分别代表单相（B相、C相和A相）电流。对图3中的三相电流和电压进行采样，以此作为人工神经网络（ANN）的输入，其中参数设置如B部分所述。经过预测后，使用粒子群优化（PSO）算法确定的值，其中 $w=0.9$ ， $M=100$ ， $N=0.001$ 。 V_i 的取值范围分别为 $v_{i1} \in [k_{11}X_{ab}^*, k_{21}X_{ab}^*]$ ， $x_{i2} \in [k_{12}X_{bc}^*, k_{22}X_{bc}^*]$ 以及 $v_{i3} \in [k_{13}X_{ca}^*, k_{23}X_{ca}^*]$ 。根据电抗补偿值，对静止无功补偿器（SVC）进行调整。补偿后的电流见图4，电能质量参数的对比见表1。

表1 电能质量参数

	三相不平衡度 (%)	电压/V		A相电流 /A	功率因数
未补偿	3.2	212	未补偿	0.14	0.68
补偿后	1.1	225	补偿后	0.11	0.97

通过对比补偿前后电能质量参数发现：未补偿时三相不平衡度为3.2%，功率因数为0.68；补偿后，三相不平衡度降至1.1%，功率因数提升至0.97，电压等参数也得到改善。这表明所提神经网络算法能有效提升配电网电能质量，实现三相无功补偿的优化控制。

使用式(8)来计算拟合度，基于遗传算法的反向传播（GA-BP）算法中，相对平均绝对误差（RMAE）的平均值为0.1098，相比之下，反向传播（BP）算法中RMAE的平均值为0.1406。说明基于遗传算法（GA）改进的人工神经网络（ANN）模型的预测效果更准确可靠。

同时，在GA-BP算法中，需要90代达到 ε_{GA} ，682步达到收敛值 ε_{BP} 。但在BP算法中，达到指定准确度需要1198步。由此可以得出结论，在预测阶

段，GA-BP算法在准确性和效率方面比BP算法表现更优。

结束语

本文针对配电网中三相不平衡负荷引发的无功功率问题，提出一种融合神经网络与智能优化算法的无功补偿控制方法。通过构建基于遗传算法（GA）改进的BP神经网络预测模型，结合粒子群优化（PSO）算法动态调整静止无功补偿器（SVC）参数，实现对三相电压、电流及功率因数的精准调控。仿真结果表明，补偿后三相电压不平衡度由3.2%降至1.1%，功率因数从0.68提升至0.97，电压幅值由212V稳定至225V，验证所提方法的有效性。相较于传统BP算法，GA-BP模型将预测误差（RMAE）从0.1406降低至0.1098，且收敛步数减少45.2%，显著提升计算效率和预测可靠性。证明该方案能有效提升配电网电能质量，实现三相无功补偿的优化控制。EA

（收稿日期：2025-04-08）

参考文献

- [1] 李敏，傲东，杨帅．配电网三相无功补偿控制技术研究[J]．电力设备管理，2024(24)：6-8．
- [2] 毛欢．计及三相不平衡的低压配电网电能质量评估与提升研究[D]．江西：南昌大学，2023．
- [3] 邵晨旭．基于人工智能的新型配电网电能质量问题研究[D]．南京：东南大学，2023．
- [4] 崔康．考虑光伏发电影响的低压配电网三相不平衡换相控制策略[D]．合肥：安徽大学，2023．