

基于智能配电网环境的负荷预测分析

(国网汉中供电公司,陕西省汉中市,723000) 魏 山

摘要 为提升网运行安全性,达到提升负荷预测的精度为目的。本研究使用了人工鱼群算法,建立了 PSO-LSSVM 模型,在这其中,经过实验以及理论知识的结合进行研究可以发现,PSO-LSSVM 模型的精准度明显更高。主要是由于人工鱼群算法对初值要求相对较低,本文利用了人工鱼群算法对于初值要求不高这一明显特性,在这其中,LSSVM 模型精度相对较高,但是对于短期负荷预测模型参数选择方面,仍然具有一定的盲目性,因此,PSO-LSSVM 模型就有效解决了这一问题,值得进行广泛应用。

关键词 智能配电网;人工鱼;负荷预测;预测模型

中图分类号:TM421 文献标识码:B

文章编号:1008-0899(2024)02-0030-04

1 智能配电网环境下的负荷特性

当前通信技术与控制技术发展较为迅速,技术水平较为先进,智能电网本身具备安全性、兼容性、全面性、系统性等一系列优势。智能电网内部主要是由智能输电网、智能配电网两部分组成,其中智能配电网本身承担着提供电能的功能,同时在可再生能源接入时,还承担着缓解电网内部负荷平衡的问题。在当前电力系统的规划、调度工作中,精准的负荷预测工作十分重要,这也是电力系统正常运作的基础,因此,必须要保证短期负荷预测的精准度。在智能配电网环境下,负荷的特点如下所示:①可以精准预测电网实际负荷,并与自身实际情况结合,做到合理安排用电;②可以对电力系统内部发电机组的启动和控制进行合理控制,实现发电容量的合理调度,以此降低成本、减少浪费的现象;③可以随时预测电网负荷变化情况,以此实现掌控电力市场,合理定价的目的。

2 短期负荷预测的要求及步骤

2.1 短期负荷的要求

短期负荷通常以负荷过往的数据为基础,建立专门的数学模型,使其能全面展现出负荷的变化规律,并精准预测未来某个时刻的负荷。因此,在实际预测过程中,应当综合考虑各类因素,例如:负荷

水平、天气等因素影响,都需要考虑在内。由此可见,需要考虑以下几点:①历史数据是否合理;②预测手段是否先进;③所建立的数学模型是否考虑到地域特点、预测日期、天气状况,以此使实际所构建的预测模型能将负荷发展趋势充分反应出来;④预测模型本身是否适用,需要综合考虑未来预测量本身的发展以及相应变化。对于不同的预测模型,需要考虑预测效果,再选择合适的参数。

2.2 短期负荷预测的步骤

短期负荷通常以负荷过往的数据为基础,建立专门的数学模型,使其能全面展现出负荷的发展变化规律,测出最精准的结果。

2.3 预测模型的评价指标

预测误差通常是指负荷预测值和实际的负荷值二者之间的偏差,负荷预测准确率也就是预测值和实际值二者之间的比值。通常来看,准确率高与预测值准确度呈现出正比关系,准确度越高,预测值与实际值越接近,因此,需要重视预测误差的分析。通常有以下几种指标对其预测模型好坏进行评价。

(1)绝对误差

$$AE = |y - \hat{y}|$$

(2)相对误差

$$RE = \frac{|y - \hat{y}|}{y} \times 100\%$$

(3)平均绝对误差

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

(4)平均相对误差

作者简介:魏山(1986~),男,汉族,陕西汉中人,本科,助理工程师,研究方向:智能配电网。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\%$$

(5)均方误差

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

(6)均方根误差

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \times 100\%$$

(7)标准误差

$$SE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - m}}$$

在这其中,不同参数代表含义如下:参数 y_i 、 \hat{y}_i 、 n 、 m 对应的参数解释分别为:第*i*点的实际负荷、第*i*点的预测负荷、历史负荷数据的个数、自由度,主要是指自变量和因变量个数的总和。

在进行实际的测量中,对于评价指标的选取,通常会选取如下指标:绝对误差(AE)、相对误差(RE)、平均绝对误差(MAE)。

2.4 样本的选择

对于预测对象历史数据选择,需要注意应当基于以下原则:①对于其中的预测样本集、训练样本集需要选定在同一个季节,主要是为了尽可能忽略季节变化对于负荷本身的影响。这样就可以充分利用负荷水平等相关因素本身的规律性,以此进行短期负荷预测。其中的训练样本集需要选择特征相同的数据输入到模型中,主要是为了能有效提高预测的精准度;②需要对预测对象输入模型历史数据进行仔细挑选,具体到日期、类型等,尽可能提高预测模型的精确度;③在对负荷预测模型进行监测时,需要充分考虑负荷自身特点、天气因素等方面的作用和影响,其中日期类型也包含休息日、工作日等。

3 人工鱼群优化 PSO-LSSVM 的短期负荷预测研究

3.1 最小二乘支持向量机(LSSVM)模型

3.1.1 回归原理

LSSVM算法是SVM的一种改进算法,其回归函数如下所示:

$$y = f(x) = \omega\phi(x) + b \quad (1)$$

在这其中, b 为片质量, ω 为权向量, $\phi(x)$ 为非

线性映射。

在此条件下,LSSVM的优化问题可以转化为以下公式:

$$\min J(\omega, b, e) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l e_i^2 \quad (2)$$

$$s.t. \omega^T \phi(x_i) + b + e_i = y_i, i = 1, L, l \quad (3)$$

在这其中, e_i 是误差, $e \in R^{l \times 1}$ 是误差向量

引入Lagrange乘子的 λ , $\lambda \in R^{l \times 1}$ 可以将公式(2)转化成为:

$$L(\omega, b, e, \lambda) = \sum_{i=1}^l (\omega^T \phi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (4)$$

由KKT条件可以得到:

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \lambda_i \phi(x_i) \\ \frac{\partial J}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \lambda_i = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial e_i} = 0 \rightarrow ce_i, i = 1, 2, \dots, l \\ \frac{\partial J}{\partial \lambda_i} = 0 \rightarrow \omega^T \phi(x_i) + b + e_i - y_i = 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (5)$$

消除其中的 ω 和 e ,可以得到公式(5)的解:

$$\begin{bmatrix} b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & E^T \\ E & K + I/Y \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ Y \end{bmatrix} \quad (6)$$

在上述公式中, $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l]^T$ 为 $l \times 1$ 维列向量,其中 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$,在这其中, I 作为单位矩阵, K 作为核函数, $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 。

因此,LSSVM的预测模型为:

$$y = \sum_{i,j=1}^l \lambda_i K(x_i, x_j) + b \quad (7)$$

在这其中, $K(x_i, x_j)$ 为核函数。

3.1.2 基本流程

在使用LSSVM算法建立负荷预测模型时,需要注意的一点就是,必须先确定标准化核参数 σ 和正则化参数 C ,主要是由于其中的标准化核函数的参数 σ 可以定义非线性映射函数 $\phi(x)$ 的基本结构,也可以将LSSVM参数自身相关性充分反映出来。在对其进行实际应用期间可以明显发现,如果其中的 σ 过大,那么其中的LSSVM就会欠缺对应的训练。相反, σ 如果比较小,那么就很容易形成过度训练,以此产生对应的局部优化,发挥出局部优化的效果。若发现参数 C 本身的值太大,那么可以说明,其中对于偏差的惩罚也比较大,因此,所满足的点也相对较多,而且很容易形成过度学习的问题;

相反,若C值太小,那么也就可以从侧面表示,对偏差惩罚相对较小,那么如果曲线过回归到平坦状态,这样就容易出现欠缺学习的问题。

对于短期负荷预测输入的样本集,具体如下所示:①对于预测日之前的一天,且同一个预测点的负荷;②预测前一日的日期类型值;③预测日期本身的温度、湿度、平均温度湿度等;④预测日前两天的,同一个预测点的负荷,还有预测过程中的天气状况,例如:天气是晴、多云等。其中需要注意,输出值作为该预测日当天某一时刻的复合值。

根据以上论述可以明显看出,LSSVM算法建立短期负荷预测模型的具体步骤,具体如下:①可以大量收集关于负荷的相关历史数据,并且还需要仔细、精准分辨所使用到的历史数据,并对其进行相应的预处理;②需要以经过进行预处理的历史数据为基础,建立系统的训练样本集,用于对之前的数据进行归一化处理;③应通过查阅文献等方式,了解过往经验,对LSSVM预测模型的最佳参数C和 σ 进行确定,并建立与之相对应的目标函数;④求解之前的目标函数,也就是需要对预测日当天复合值进行有效预测。

3.2 混沌优化 PSO-LSSVM 模型的建立

混沌理论的数学定义提出较早,在上世纪70年代就有所提出,具体定义如下所示:

假设连续自映射 $f: I \rightarrow I \subset R$, I 是 R 的子区间。若存在不可数集合 $S \subset I$ 满足以下条件:

- (1) S 不包含对应的周期点。
- (2) 任何 $x_1, x_2 \in S (x_1 \neq x_2)$, 有

$$\limsup_{t \rightarrow \infty} |f^t(x_1) - f^t(x_2)| > 0$$

$$\liminf_{t \rightarrow \infty} |f^t(x_1) - f^t(x_2)| = 0$$

这里的 $f^t(\cdot) = f(f(\dots f(\cdot)))$ 表示 t 重函数的关系。

- (3) 任何 $x_1 \in S$ 以及 f 的任意周期点 $p \in I$, $x_1 \neq p$

$$\limsup_{t \rightarrow \infty} |f^t(x_1) - f^t(p)| > 0$$

那么 f 在 S 上是混沌的。

混沌现象是当前大自然中一种特有的运动现象,运动毫无规律、很难进行预测,具有一定的不确定性,也具有一定的不可重复性。混沌优化算法主

要是利用载波的方式,将所选择的混沌变量线性映射到需要进行优化的变量空间,同时将其进行转换,使其能到优化变量的定义域,再使用全局遍历性对其进行搜索,在对其进行实际优化时,混沌算法与其他传统搜索方法明显不同,主要是使用二次载波搜索的方法对问题进行优化。

3.3 人工鱼群优化 PSO-LSSVM 的短期负荷预测模型

人工鱼群算法又称为AFSA,是一种群体智能算法,模仿了大自然中鱼群觅食的行为,因此叫人工鱼群算法。具体步骤如下所示:①自然界中鱼群可以通过鱼群的气息进行跟随,因此,可以对该行为进行模拟;②当自然界一条鱼找到食物,其他鱼就会聚集在一起分享食物,这可以通过人工鱼群的聚集行为对其进行模拟仿真。

PSO-LSSVM的短期负荷预测模型中的参数C和 σ 作为所优化的问题,因此,优化的目标函数如下所示:

$$\min f(C, \sigma) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M [y_{ij}(C, \hat{\sigma}) - y_{ij}]^2} \quad (8)$$

$$i \leq M$$

在该公式中, y_{ij} 作为第 j 天的第 i 点的实际负荷值,其中 \hat{y}_{ij} 为预测值, N 作为测试样本, $M=24$, 也就是指,大约每小时预测一次。

在确定所优化的目标函数后,需要转化其本身所存在的关键性问题,并将其进行转化,转化成为相应的约束条件,具体为 $C \in [0, 200]$, $\sigma \in [0, 1.50]$ 的情况下,对目标函数优化问题进行求解。

4 算例分析

为了有效验证人工鱼群优化 PSO-LSSVM 短期负荷预测模型的有效性,选取西北某省的电力系统 2021 年 4 月 5 日到 5 月 5 日的负荷数据作为进行样本数据训练的网络模型,选取 5 月 6 日的负荷数据,将其作为测试数据,主要是用来对算法预测精度进行检测。在这其中,粒子数 $m = 20$, $visual = 3.5$, $step = 1.5$, $crowd = 0.618$, 其中粒子参数 $c_1 = 2$, $c_2 = 2$, $t_{max} = 10$, 因此使用人工鱼群优化 PSO-LSSVM 算法预测对 2021 年 5 月 6 日一天 24 小时每一个小时负荷进行预测。其中利用预测日每时间段的实际负荷值与 LSSVM 算法、人工鱼群优化

PSO-LSSVM 算法和混沌优化 PSO-LSSVM 算法的短期预测结果如图1所示。

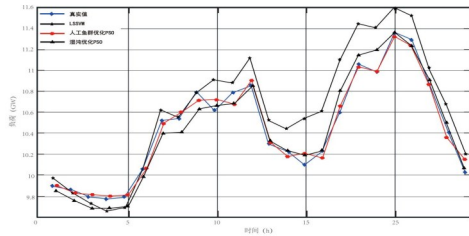


图1 短期负荷预测曲线

综上,当 $C = 12.5$, $\sigma = 3.4$ 时,对于预测精准度,人工鱼群优化 PSO-LSSVM 为 0.435%,混沌优化 PSO-LSSVM 算法为 0.81%,可以看出,前者的预测精度明显更高。由此可见,人工鱼群优化 PSO-LSSVM 的短期负荷预测算法具有更高的实用价值。

5 结语

在当前智能配电网的环境下,需要做好短期负荷预测的工作,这对于发电部门制定发电计划、购

(上接第22页)

2.3 拉伸试验

如表3所示为不同热处理制度试样的力学性能。当均匀化处理温度为 540℃ 的试样进行人工时效时(表中 A 与 B),深冷处理的作用对其拉伸性能(抗拉强度、屈服强度和延伸率)的影响较小。而对于均匀化处理温度为 570℃ 时(表中 C 与 D),深冷处理提高了其抗拉强度和屈服强度,并相应地降低了伸长率。这些基本力学性能表明,均匀化温度对两组试样人工时效的深冷处理效应也有影响。深冷处理提高了位错的钉扎,从而提高抗拉强度和屈服强度。

2.4 冲击韧性

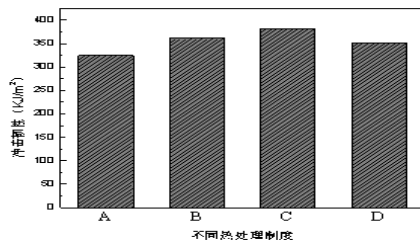


图4 不同热处理制度试样的冲击韧性

如图4所示的冲击韧性测量结果表明,在均匀化处理温度较低的情况下(A与B比较),深冷处理的B的平均值略有增加,而在均匀化处理温度较高

电计划、机组维修计划方面都有着重要作用,能为其提供重要理论参考依据,目前在电力调度部门中,已经成为日常重要工作。本文详细介绍了 LSSVM 模型,该模型精准度明显更高,但是对于短期负荷预测模型参数选择方面,仍然具有一定的盲目性,这些都需要依赖于之前的经验和不断测试进行测量,针对这一问题,提出行之有效的解决办法,也可以看出,人工鱼群优化 PSO-LSSVM 的短期负荷预测算法具有更高的实用价值。

参考文献

- [1]姜宇琦.基于人工智能的配电网设备负载预测分析系统[J].电工技术,2022(20):167-169.
- [2]莫海应.城市工业园区配电网负荷预测及处理措施[J].智能城市,2021,007(011):71-72.

的情况下(C与D),经过深冷处理的试样D性能略有降低。而对于四组试样,如果考虑到结果的分散性,深冷处理对冲击韧性的影响可以忽略不计。

3 结语

在实验的4种热处理制度中,均匀化处理温度对微观组织影响不大,对其硬度和拉伸试验结果影响也不大。深冷处理对人工时效的分散体变化有明显的调节作用,也可以促进人工时效过程中小型 β 相颗粒的形成。深冷处理可以提高析出相的形成,增加位错密度,从而提高了硬度、抗拉强度和屈服强度。

参考文献

- [1]耿楠楠,徐志锋,梁祥.退火及深冷处理对 SLM 成形 ZL114A 合金组织及性能的影响[J].特种铸造及有色合金,2021,41(02):189-194.
- [2]刘轩之,顾开选,翁泽钜,王凯凯,崔晨,郭嘉,王俊杰.铝合金深冷处理研究进展[J].材料导报,2020,34(03):178-183.
- [3]Yuanchun Huang, Y. Li, X. Ren, Z. Xiao, Effect of deep cryogenic treatment on aging processes of Al-Mg-Si alloy[J]. Phys. Met. Met., 2019 (120):914-918.