

基于改进灰色模型与综合气象因素的母线负荷预测

廖峰¹, 刘清良², 贺辉², 程义明³, 徐聪颖¹, 姚建刚¹

(1. 湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南省 长沙市 410082; 2. 湖南省电力公司, 湖南省 长沙市 410007;
3. 湖南湖大华龙电气与信息技术有限公司, 湖南省 长沙市 410082)

Bus Load Forecasting Based on Improved Grey Model and Meteorological Elements

LIAO Feng¹, LIU Qingliang², HE Hui², CHENG Yiming³, XU Congying¹, YAO Jiangan¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, Hunan Province, China;
2. Hunan Electric Power Company, Changsha 410007, Hunan Province, China;
3. Hunan HDWL Electric & Information TECH Co., Ltd., Changsha 410082, Hunan Province, China)

ABSTRACT: In allusion to the features of bus load that its base load is small and liable to be influenced by the variation of meteorological elements, to fully take the influences of meteorological elements, day-types and small electricity resources on the forecasting of bus load into account, an improved grey model, in which the original data is processed by exponential weighting, is proposed. By means of taking the day-type and meteorological elements of the day to be forecasted as the foundation and fuzzifying these factors as the eigenvectors of the day, the optimal similar days are chosen as the original series for the improved grey model by grey relevancy to improve forecasting accuracy. Forecasting results of several 220kV bus loads with different bus load types in a certain provincial power grid show that the proposed method is effective and available.

KEY WORDS: improved grey model; meteorological elements; similar days; bus load; grey relevancy

摘要: 针对母线负荷与系统负荷的差异——母线负荷基数小、易受气象要素变化影响等, 为了充分考虑气象要素、日类型、小电源等因素对母线负荷预测的影响, 提出了一种利用指数加权法来处理原始数据的改进灰色模型。以预测日的日类型与综合气象要素为依据, 将其模糊化为日特征向量, 采用灰色关联度来选择最优相似日, 作为改进灰色模型的原始序列进行预测, 以提高预测精度。通过对某省某地若干个不同负荷类型的 220 kV 母线负荷进行预测分析, 验证了此方法是实用、有效的。

关键词: 改进灰色模型; 综合气象要素; 相似日; 母线负荷; 灰色关联度

0 引言

随着智能电网概念的提出, 建立一种以信息化、数字化、自动化、互动化^[1]为特征, 并实现电

网运行的可靠、安全、经济、高效、环境友好的电网将成为未来电网的发展方向。在此背景下, 对电网以及整个电力工业安全、节能、高效运作的要求日益提高, 节能调度也成为电网高质量、高效益、高可靠运行的一个重要方面。

准确的母线负荷预测是保证电网安全、经济运行的基础, 对一个电力系统而言, 提高电网运行的安全性和经济性、改善电能质量, 都依赖于准确的母线负荷预测, 它的准确程度直接影响着调度系统的科学性, 然而由于母线负荷是一个相对较小区域的终端负荷的总和^[2], 相比系统负荷其稳定性较弱, 负荷变化较快且趋势不明显。除此之外, 影响母线负荷变化的因素也比较复杂, 如气温的突然升高或降低, 将引起居民用电特别是空调负荷的剧烈变化; 大面积降雨后会引发排渍负荷的突然增大; 受经济因素制约的工业负荷的不确定性; 典型大用户和高铁沿线牵引变等随机性的冲击负荷; 地方小水电、小火电的出力具有不可预测性等因素, 都加大了母线负荷预测的难度, 因此如何选择一个既实用又精确的方法来预测母线负荷成为今后工作的重点。

与系统负荷预测相比, 母线负荷预测的研究相对较少。传统的方法是在系统负荷预测的基础上, 根据分配系数来计算母线负荷, 但随着计算机技术的发展, 人工智能算法开始应用于母线负荷预测中, 比较典型的有: 利用模糊系统和人工神经网络的混合方法^[3]、利用聚合模型来进行短期母线负荷预测的方法^[4]以及采用辅助预测状态估计和多层感知器神经网络组成的混合预测方法^[5]等。每种算法都有一定应用范围, 且这些人工智能算法计算相对

繁琐，应用于数量庞大、情况复杂的母线中耗时巨大，预测精度也有较大的波动，因此在实际运用中较为困难。

本文提出应用于母线负荷预测的改进灰色模型，利用指数加权法改造其原始数列，减小了历史数据中坏数据对母线负荷预测的影响。同时通过灰色关联度来选取相似样本，充分考虑气象、日类型等影响母线负荷的主要因素。

1 灰色 GM(1, 1)及其改进模型

1.1 GM(1, 1)模型

灰色 GM(1, 1)模型^[6]是由邓聚龙教授提出的，通过累加生成，转化成非减递增数列，削弱原样本数据的随机性，突出其趋势性，探求数据序列的内在规律，其基本形式是

$$\mathbf{X}^{(0)} = [x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)] \quad (1)$$

应用式(1)对 $\mathbf{X}^{(0)}$ 进行 1-AGO 生成，得到新序列

$$\mathbf{X}^{(1)} = [x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)] \quad (2)$$

其中

$$x^{(1)}(t) = \sum_{i=1}^t x^{(0)}(i), \quad t=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

根据新序列 $\mathbf{X}^{(1)}$ 计算灰色模型的背景值序列 $\mathbf{Z}^{(1)}$ ，可得

$$z^{(1)}(t) = 0.5[x^{(1)}(t) + x^{(1)}(t-1)], \quad t=2, 3, \dots, n \quad (4)$$

GM(1, 1)模型的白化方程为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (5)$$

式中： a 为发展系数， b 为灰作用量。

令 $\hat{\mathbf{a}} = [a, b]$ 为参数列，且

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中矩阵 \mathbf{B} 中的 $z^{(1)}(t)$ 为上文定义的背景值。

由最小二乘法求出

$$\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y} \quad (7)$$

得到灰色模型为

$$x^{(0)}(t+1) = x^{(1)}(t+1) - x^{(1)}(t) = (1 - e^{-a})[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-at}, \quad t=1, 2, \dots, n \quad (8)$$

1.2 指数加权法

指数加权模型将 t 时刻的预测值视为 $t-1$ 时刻的预测值与 t 时刻的样本数据二者加权平均。对于原始数列 $\{x^{(0)}(t)\}$ 来说，其模型表达式为

$$y^{(0)}(t) = \theta x^{(0)}(t) + (1 - \theta)y^{(0)}(t-1) \quad (9)$$

式中： $0 \leq \theta \leq 1$ ； $t=2, 3, \dots, n$ ； $y^{(0)}(t)$ 为 t 时刻的预测值； $x^{(0)}(t)$ 为 t 时刻的样本数据； $y^{(0)}(t-1)$ 为 $t-1$ 的预测值； θ 为权重，决定着指数加权模型的预测精度。

1.3 基于指数加权法的改进灰色模型

由于受到经济的发展、气候变化等因素的影响，母线负荷序列的期望值随时间的变化而变化，这种变化具有明显的时间序列趋势特征，因此，本文引入指数加权改进灰色模型。

灰色 GM(1, 1)模型，有预测意义的数据仅是 $x^{(0)}(n)$ 以后的 1~2 个数据，往后的预测数据其预测意义较小^[7]。通过对某省某地母线负荷的实际预测中发现，在母线日负荷 96 个点中，部分数据使用灰色模型不能准确地预测，通过研究发现，式(8)中的 a 值趋向无穷小，这使得预测模型无效。因此，本文采取改造原始数列的方法，通过应用指数加权法对原始数据进行处理，减弱异常值的影响，既可以充分利用样本数据中的有用信息，又大大减少了样本数据的随机性，强化原始数列的趋势，提高了模型的实用性。

对母线负荷序列 $\mathbf{X}^{(0)} = \{x^{(0)}(t)\}$ 采用式(9)进行处理后得 $\mathbf{Y}^{(0)} = \{y^{(0)}(t)\}$ ，然后对 $\{y^{(0)}(t)\}$ 进行一次累加后得到新序列 $\mathbf{Y}^{(1)} = \{y^{(1)}(t)\}$ ，得到改进的灰色预测模型，即

$$y^{(1)}(t+1) = [y^{(1)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-at} + \frac{b}{a}, \quad t=1, 2, \dots, n-1 \quad (10)$$

将式(10)还原为原始预测值 $\mathbf{Y}^{(0)}$ 的形式得

$$y^{(0)}(t) = (1 - e^{-a})[y^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-a(t-1)}, \quad t=1, 2, \dots, n \quad (11)$$

2 预测方法及相似日的选取

2.1 预测对象

母线负荷可以定义为由变电站主变压器供给一个相对较小供电区域的终端负荷总和，以 220 kV 下网负荷作为预测对象，以各地州市的负荷总和公式为基础，取其中 220 kV 电压等级的变电站母线、大用户专线负荷为预测对象。

2.2 考核指标

本文所进行的母线负荷预测是短期负荷预测，即预测 24 h 内的 96 个负荷点。根据国网公司下达的《电网母线负荷预测工作考核管理办法》中对母线负荷预测考核的有关规定，母线负荷预测结果主要的考核指标有：

1) 第 i 条母线负荷在时刻 k 的引用误差。表达式为

$$E_{i,k} = \frac{|P_k - P'_k|}{P_B} \times 100\% \quad (12)$$

式中: P_k 为 k 时刻的预测负荷; P'_k 为 k 时刻的实际负荷; P_B 为母线负荷的基准值;

对于不同电压等级的负荷基准值国网公司有着不同的规定, 具体如表 1 所示。

表 1 各电压等级对应的负荷基准值
Tab. 1 The voltage level corresponding to the value of the load reference

电压等级/kV	500	330	220	110
负荷基准值/MVA	1 082	686	305	114

2) 日母线负荷预测准确率表达式为

$$A = (1 - \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i^2}) \times 100\% \quad (13)$$

式中: E_i 为第 i 个预测值与实际值之间的相对误差; A 为该条母线的日负荷预测准确率。

3) 日母线负荷预测合格率。表达式为

$$\text{日母线负荷预测合格率} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N B_k$$

式中: 母线负荷预测合格数是指引用误差小于 5% 的母线负荷数; B_k 为时段 k 合格率, 即

$$B_k = \frac{\text{母线负荷预测合格数}}{\text{母线负荷总数}} \times 100\% \quad (14)$$

2.3 预测流程

图 1 为具体的预测流程。本文以改进的灰色模型为基本预测模型, 由于预测的是下网负荷, 除了将影响负荷的几个重要因素化为日特征向量来选取相似日以外, 还充分考虑到小发电、负荷转供等因素对母线负荷的影响。首先, 以所选取相似日的负荷数据作为该模型的原始序列进行预测, 然后判

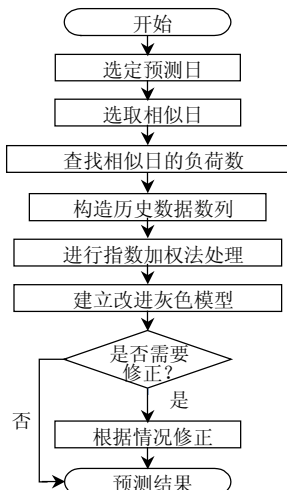


图 1 母线负荷预测流程
Fig. 1 Bus load forecasting process

断所预测的母线是否连有小发电或转供情况, 若有, 则将发电或转供数据加入进行预测, 预测后在扣除其发电或转供计划, 若无则不修正。

2.4 选取相似日

2.4.1 相似日选取方法

与系统负荷类似, 影响母线负荷的因素有很多, 如气象要素、重大活动、运行方式的变更等, 文献[8-10]分析了实时气象因素对电力负荷变化的影响; 文献[11-12]则考虑气象与日类型的影响, 因此可参照系统负荷预测的方法来选择相似日。

选择相似日的方法多种多样, 而各方法的侧重点不同。有纯粹利用历史负荷数据的, 例如文献[13]中介绍了利用负荷的趋势相似性与曲线相似性相结合来选取相似日; 文献[14]利用负荷数据的相关特性来选取相似日。也有利用气象要素与负荷曲线相结合的, 文献[15]将气象数据与负荷数据相结合, 利用不同季节里温度对负荷的影响来选取相似日; 文献[16]利用神经网络将影响负荷的各种要素包括日类型, 光照、降雨、温度等综合气象要素来选取相似日。本文通过预测日的日类型和气象要素来选取相似日, 不同的是, 由于母线负荷受气象因素影响较大, 每种气象的影响程度各不相同, 故本文采用灰色关联理论来求取相似日, 它对于样本的多少和有无规律都同样适用, 而且计算量小不会出现量化结果与定性分析结果不符的情况^[17], 因此在实际的预测中更加简单实用。本文相似日选取的具体流程如图 2 所示。

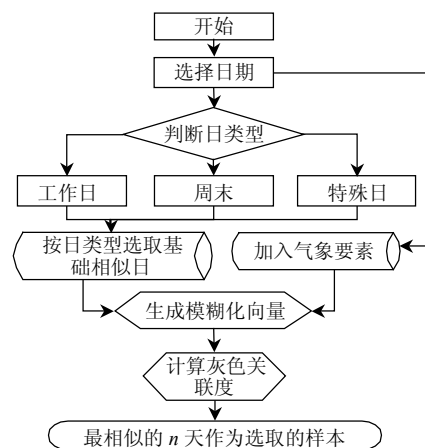


图 2 相似日选择流程

Fig. 2 Similar days selection process

2.4.2 模糊化日特征向量

根据某省气象局提供的气象数据, 在该省某地几个 220 kV 变电站母线负荷进行分析研究后, 为使相似日的选择有充足的样本, 决定采用如表 2

表 2 日特征向量模糊化表
Tab. 2 Fuzzy feature vector

特征向量	标识符号	模糊化方式
日类型	d	$d = \begin{cases} 1, \text{星期一—星期五} \\ 2, \text{星期六 星期日} \\ 3, \text{特殊日} \end{cases}$
降雨	r	$r = \begin{cases} 0, \text{无雨} \\ 1, \text{小雨} \\ 2, \text{中雨} \\ 3, \text{大雨} \end{cases}$
风速	w	$w = \begin{cases} 0, w \leq 1.5 \text{ m/s} \\ 1, w \in (1.6, 5.4] \text{ m/s} \\ 2, w \in (5.5, 10] \text{ m/s} \\ 3, w > 10 \text{ m/s} \end{cases}$
相对湿度	h	$h = \begin{cases} 0, h \leq 30\% \\ 1, 30\% < h \leq 60\% \\ 2, 60\% < h \leq 80\% \\ 3, h > 80\% \end{cases}$
最高温	t_{\max}	$t_{\max} = \begin{cases} 1, t_{\max} < 25^\circ\text{C} \\ 2, 25^\circ\text{C} \leq t_{\max} \leq 35^\circ\text{C} \\ 3, t_{\max} > 35^\circ\text{C} \end{cases}$
最低温	t_{\min}	$t_{\min} = \begin{cases} 1, t_{\min} < 10^\circ\text{C} \\ 2, 10^\circ\text{C} \leq t_{\min} \leq 18^\circ\text{C} \\ 3, t_{\min} > 18^\circ\text{C} \end{cases}$

所示的方式对日类型与气象因素进行模糊化的聚类处理^[18-19]。

经过模糊化处理后，选用的日特征向量如表 2 所示。通过初次筛选后，将与日类型 d 相同的候选日期全部选出。此外，气象局提供了上述气象数据，格式为每天 24 点的数据，每隔 1 h 一个值。为了将这些数据充分利用起来，而又不使日特征向量过于繁琐，本文根据气象因素对母线负荷的影响时段的数据特点，选取每日 2、8、14、20 时所测量的气象数据，产生新的日特征向量

$$(d, r, w_2, w_8, w_{14}, w_{20}, h, t_2, t_8, t_{14}, t_{20}, t_{\max}, t_{\min})$$

以新的日特征向量为下一步计算灰色关联度的样本。

2.4.3 灰色关联度

灰色关联度分析^[17]是分析灰色系统内部各因素之间发展变化的关联程度的一种方法，其基本思想是根据序列曲线几何形状的相似程度来判断其联系是否紧密。曲线越接近，相应序列之间关联度就越大，反之就越小。关联分析是将各曲线之间几何形状的差别用数值准确表达。对于一个负荷序列 x_0 ，通常有 n 个与之相关的比较数列 x_i ， $i=1, 2, \dots, n$ ，这些序列可以是影响负荷的各种因素，则

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (15)$$

式中： $\xi_i(k)$ 为序列 x_0 与 x_i 在 k 点的灰色关联系数； $\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 为 2 级最小差； $\max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 为 2 级最大极差； ρ 为分辨系数，在 0 与 1 之间，一般取 0.5。

综合各点的相关系数，得到所有曲线 x_i 和 x_0 的关联度， R_i 为 N 个关联系数的平均值，它表示是曲线 x_i 对参考曲线 x_0 的关联程度。具体公式如下

$$R_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \xi_i(k) \quad (16)$$

根据式(15)，计算一段时期内负荷曲线与温度、降雨等气象因素曲线的关联度，分析出负荷曲线与其他对比曲线的关联紧密程度，来将这些要素排序，并采用关联程度最高的曲线作为影响负荷大小的主要因素。

3 算例分析

母线负荷由于基数小，容易受变化因素的影响，但一般都有一个或几个主要的影响因素，本文通过分析母线负荷与日类型和气象要素的相关性来选取相似日，利用改进后的灰色模型对母线负荷进行预测。图 3、4 是该省某地 2 个不同类型的 220 kV 变电站母线周负荷曲线图，分别用母线 1、母线 2 表示。

从图 3 与图 4 可以看出，这些母线都按各自的负荷曲线特点呈现出很强的周期性，同一母线其每日的负荷曲线形状基本相同，只是由于负荷大小不同，在纵向有所不同。

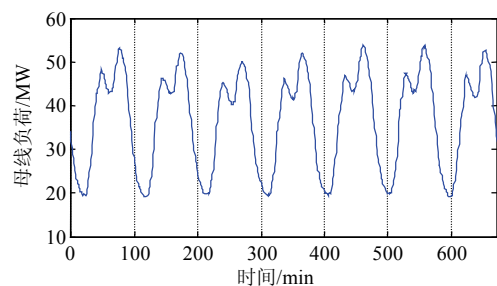


图 3 220 kV 母线 1 周负荷曲线

Fig. 3 Week load curve of 220 kV bus 1

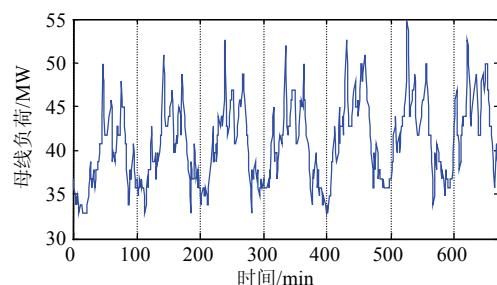


图 4 220 kV 母线 2 周负荷曲线

Fig. 4 Week load curve of 220 kV bus 2

利用本文所介绍的方法对该地区 2010-02-06 日负荷进行预测。图 5 与图 6 即为采用此方法的结果对比图，图中的 3 条曲线分别表示预测负荷、实际负荷和误差值。从图 5 可以很清楚地看到，红色曲线，即误差曲线基本与零刻度齐平，表明预测值基本接近实际值，预测误差接近于零；而图 6 中的红色曲线虽然有小幅度的波动，预测曲线也不像图 5 那么准确，但其预测曲线与实际曲线整体上的趋势接近，曲线轮廓是基本相符的。根据母线负荷预测的考核指标，分别对以上 2 条母线采用 4 种不同的预测模型和方法进行预测，其日负荷预测准确率统计如表 3 所示。

表 3 中以气象要素为变化量，对比了 4 种模型在考虑气象因素和不考虑气象因素 2 种情况下对于 2 类母线负荷的预测准确率，结果表明在充分考虑气象因素条件下，2 类母线负荷预测准确率都比原

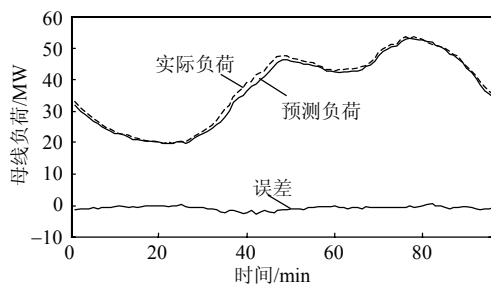


图 5 2010-02-06 220 kV 母线 1 负荷曲线
Fig. 5 Bus load of 220 kV bus 1 on 2010-02-06

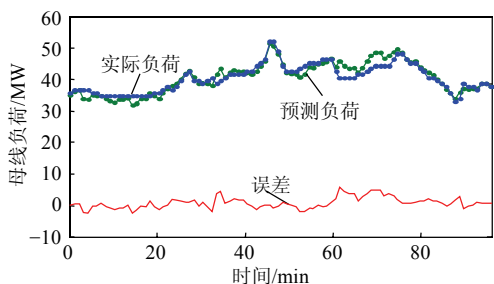


图 6 2010-02-06 220 kV 母线 2 负荷曲线
Fig. 6 Bus load of 220kV bus 2 on 2010-02-06

表 3 预测结果分析

预测方法	母线 1 的日负荷预测准确率/%	
	不考虑气象因素	考虑气象因素
线性回归	97.17	98.53
移动平均	97.42	98.71
灰色	98.25	98.58
改进灰色	98.84	99.73
预测方法	母线 2 的日负荷预测准确率/%	
	不考虑气象因素	考虑气象因素
线性回归	96.75	97.12
移动平均	96.97	97.23
灰色	96.63	96.75
改进灰色	98.01	99.41

来有所提高，证明天气因素是影响母线负荷的重要因素之一，以其作为选取相似日的标准是可行的。同时，改进后的灰色模型在不同母线和不同条件下都具有较高的预测精度。

由于母线负荷预测在计算预测准确率时采用的基准值是 305，提高 1% 的预测精度对于母线负荷预测来说已相当可观，因此该方法是可取的。

与负荷预测的考核指标不同，母线负荷预测的考核中提出了合格率的概念，计算方法见式(14)。采用本文方法进行预测的地区母线预测合格率都比较高，符合国网公司要求的母线负荷预测合格率需大于 80% 的考核指标。表 4 统计了该地区一周的母线预测合格率。

表 4 地区母线预测合格率
Tab. 4 Pass rate of forecasted regional bus

日期	该地区母线预测合格率%
2010-02-01	98.76
2010-02-02	98.85
2010-02-03	97.63
2010-02-04	99.01
2010-02-05	98.23
2010-02-06	97.71
2010-02-07	98.45

表 5 中列出了使用灰色模型对母线 1 和母线 2 一天中 96 个点预测时预测偏差比较大的点，而在相同的点上，改进灰色模型的预测值却比较接近实际值。通过 Matlab 编程，做了反复的仿真实验得出的结果是：原始灰色模型的预测值之所以出现相对较大的偏差，是因为所选样本在使用灰色模型时，模型的发展系数 a 趋近于无穷小，使得该模型失效，而改进后的灰色模型由于对原始数列预先做了处理，弥补了该缺陷，提高了预测精度。

表 5 模型对比

第 N 个负荷点	母线 1		
	灰色模型/MW	改进灰色/MW	实际负荷/MW
38	16	34.785	35.355
40	无效	36.932	38.928
第 N 个负荷点	母线 2		
	灰色模型/MW	改进灰色/MW	实际负荷/MW
7	64	35.806	36.788
31	无效	39.426	39.802
32	32	39.375	40.807
53	无效	42.8423	44.826
55	无效	44.399	46.836
59	无效	46.888	48.846

4 结论

1) 改进后的灰色模型削弱了母线原始数据中异常值的干扰，强化了原始序列的发展趋势，弥补

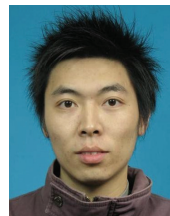
了原算法的不足,从而提高了预测精度。

2) 以气象要素和日类型等影响因素来选取相似日的方法简单有效,且适用范围较广,对于不同类型的母线负荷均有较高的预测精度。

3) 由于母线负荷受天气突变的影响较明显,因此下一步工作的重点是研究实时气象因素对母线负荷变化影响的规律。

参考文献

- [1] 何学明.“智能电网”的最新动向和最新思路[J]. 电器工业, 2009(7): 12-15.
He Xueming. The latest trends and idea of smart grid[J]. China Electrical Equipment Industry, 2009(7): 12-15(in Chinese).
- [2] 辛丽虹. 电力系统母线负荷预测研究[D]. 成都: 四川大学, 2000.
- [3] Kassaei H R, Keyhani A, Woung T, et al. A hybrid fuzzy neural network bus load modeling and prediction[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14(2): 718-724.
- [4] Ricardo M S, Rosangela B, Takaaki O. An aggregate model applied to the short-term bus load forecasting problem[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2009, 14(4): 1219-1225.
- [5] Nima A. Short-term bus load forecasting of power systems by a new hybrid method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(1): 333-341.
- [6] 邓聚龙. 灰理论基础[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002: 71-82.
- [7] 牛东晓, 曹树华, 卢建昌, 等. 电力负荷预测技术及其应用[M]. 2版. 北京: 中国电力出版社, 2009: 163-178.
- [8] 刘旭, 罗滇生, 姚建刚, 等. 基于负荷分解和实时气象因素的短期负荷预测[J]. 电网技术, 2009, 33(12): 94-100.
Liu Xu, Luo Diansheng, Yao Jiangang, et al. Short-term load forecasting based on load decomposition and hourly weather factors[J]. Power System Technology, 2009, 33(12): 94-100(in Chinese).
- [9] 康重庆, 周安石, 王鹏, 等. 短期负荷预测中实时气象因素的影响分析及其处理策略[J]. 电网技术, 2006, 30(7): 5-10.
Kang Chongqing, Zhou Anshi, Wang Peng, et al. Impact analysis of hourly weather factors in short-term load forecasting and its processing strategy[J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 5-10(in Chinese).
- [10] 张凯, 姚建刚, 李伟, 等. 基于功率谱分解和实时气象因素的短期负荷预测[J]. 电网技术, 2007, 31(23): 47-51.
Zhang Kai, Yao Jiangang, Li Wei, et al. Short-term load forecasting based on power spectrum decomposition and hourly weather factors[J]. Power System Technology, 2007, 31(23): 47-51(in Chinese).
- [11] 于海燕, 张凤玲. 基于模糊神经网络的电力负荷短期预测中的应用[J]. 电网技术, 2007, 31(3): 68-72.
Yu Haiyan, Zhang Fengling. Short-term load forecasting based on fuzzy neural network[J]. Power System Technology, 2007, 31(3): 68-72(in Chinese).
- [12] 金海峰, 熊信银, 吴耀武. 基于级联神经网络的短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2002, 26(3): 49-51.
Jin Haifeng, Xiong Xinyin, Wu Yaowu. A short-term load forecasting method based on cascade neural network[J]. Power System Technology, 2002, 26(3): 49-51(in Chinese).
- [13] 莫维仁, 张伯明, 孙宏斌, 等. 短期负荷预测中选择相似日的探讨[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44(1): 106-109.
Mo Weiren, Zhang Boming, Sun Hongbin, et al. Method to select similar days for short-term load forecasting[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2004, 44(1): 106-109(in Chinese).
- [14] 张明理, 赵瑞. 短期负荷预测中相似日选择的判别方法[J]. 吉林电力, 2005, 176(1): 19-23.
Zhang Mingli, Zhao Rui. Distinguish to select similar days from short-term load forecasting[J]. Jilin Electric Power, 2005, 176(1): 19-23.
- [15] 周晖, 王玮, 秦海超, 等. 基于多时段气象数据判断相似日的日负荷曲线预测研究[J]. 继电器, 2005, 23(3): 41-45.
Zhou Hui, Wang Wei, Qin Haichao, et al. Study of next-day load curve prediction based on similar days determined by daily multi-intervals meteorological data[J]. Relay, 2005, 23(3): 41-45(in Chinese).
- [16] 姜勇, 卢毅. 基于相似日的神经网络短期负荷预测方法[J]. 电力系统自动化学报, 2001, 12(6): 35-36.
Jiang Yong, Lu Yi. Short-term load forecasting using a neural network based on similar historical day data[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2001, 12(6): 35-36(in Chinese).
- [17] 刘思峰, 谢乃明. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 40-60.
- [18] 钱卫华, 姚建刚, 龙立波, 等. 基于负荷特性分析的短期负荷预测相似日选择方法[J]. 华中电力, 2007, 20(1): 17-21.
Qian Weihua, Yao Jiangang, Long Libo, et al. The select similar days method for short-term load forecasting based on load characteristic analysis[J]. Central China Electric Power, 2007, 20(1): 17-21(in Chinese).
- [19] 金义雄, 段建民, 徐进, 等. 考虑气象因素的相似聚类短期负荷组合预测方法[J]. 电网技术, 2007, 31(19): 60-64.
Jin Yixiong, Duan Jianmin, Xu Jin, et al. A combinational short-term load forecasting method by use of similarity clustering and considering weather factors[J]. Power System Technology, 2007, 31(19): 60-64(in Chinese).



廖峰

收稿日期: 2010-12-06。

作者简介:

廖峰(1985), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统软件开发、负荷预测及电网规划, E-mail: liaofeng137@126.com;

刘清良(1968), 男, 工程师, 长期从事电网调度运行及自动化技术管理工作;

贺辉(1974), 男, 博士, 高级工程师, 从事负荷管理和经济调度方面的工作。

(责任编辑 褚晓杰)