

基于 GM(1,1)模型和模拟退火算法的中长期负荷预测

张军¹, 尹昊², 缪思怡³

(1.湖南省宁乡县供电局, 湖南 宁乡 410600;

2.湖南大学, 湖南 长沙 410082;

3.三一重工, 湖南 长沙 410100)

摘要: 分析了灰色模型(GM)和模拟退火模型(SA), GM(1,1)学习参数的计算采用最小二乘法, 而最小二乘法是基于残差平方和最小寻优, 容易陷入局部最小, 对于非线性较强的负荷, 会产生很大的偏差。提出了一种 GM(1,1)与 SA 相结合的方法, 根据模拟退火原理, 结合概率突跳特性在解空间中随机寻找目标函数的全局最优解, 自动优化 GM(1,1)的参数, 在负荷预测的实例中取得良好效果。

关键词: 灰色模型 GM; 模拟退火 SA; 负荷预测

中图分类号: TM61

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)15-0064-03

Long-term load forecasting based on GM (1,1) model and the simulated annealing algorithm

Zhang Jun¹, Yin Hao², Miu Siyi³

(1.Ningxiang Power Supply Bureau of Hunan Province, Ningxiang 410600, China;

2.College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

3.Sany, Changsha 410100, China)

Abstract: The gray model (GM) and simulated annealing model (SA) were analyzed. Learning parameters of GM (1,1) were calculated by the least squares method, while the least squares method was based on the minimum residual sum of squares optimization. This method was easy to fall into local minimum and would have a huge bias for the strong non-linear load. A method based on GM (1,1) and SA was proposed, combined with the probability of sudden jump in the solution space characteristics of the objective function of a random search for global optimal solution, automatic optimization of GM(1,1) of the parameters. This proposed method can efficiently select the parameters of LS-SVM method, and the accuracy of load forecasting is effectively improved.

Key words: gray model; simulated annealing; load forecasting

中长期负荷预测在电力系统规划和运行方面发挥着重要作用, 具有明显的经济效益, 负荷预测实质上是对电力市场需求的预测。灰色预测具有要求样本少、运算简便和精度高的优点, 得到了广泛的应用。由于 GM(1,1) 的预测精度依赖于模型参数的准确度, 使其难以达到理想的预测效果。针对上述情况, 本文提出模拟退火 SA 算法优化 GM(1,1) 的方法, 该方法能自动优化 GM(1,1) 的参数, 寻找全局最优解, 有效地提高了 GM(1,1) 的预测精度。在中长期负荷预测中取得较好

的效果。

1 GM(1,1) 预测模型原理

GM(1,1) 表示 1 个变量、一阶方程预测模型, 假设样本 $x_0 = (x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0)$, 建模步骤如下:

(1) 对样本序列 x^0 做一阶累加生成 x^1 :

$$\begin{cases} x_i^1 = \sum_{j=1}^i x_j^0, (i=1, 2, \dots, n) \\ x^1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1) \end{cases} \quad (1)$$

《微型机与应用》2012 年第 31 卷第 15 期

技术与方法 Technique and Method

(2) 建立关于 x^1 的白化方程:

$$\frac{dx_t^1}{dt} + ax_t^1 = b \quad (2)$$

其中参数 a 、 b 分别为发展系数和灰作用量。

(3) 对上式进行等效变换:

$$\begin{cases} x^0 + aZ^1 = b \\ \text{s.t. } Z^1 = (z_1^1, z_2^1, \dots, z_n^1) \\ z_k^1 = \frac{1}{2}(x_k^1 + x_{k-1}^1) \end{cases} \quad (3)$$

(4) 对参数 a 、 b 进行最小二乘估计:

$$\min_{a,b} \sum_{k=2}^n [x_k^0 - (b - az_k^1)]^2 \quad (4)$$

令:

$$\begin{cases} Y = (x_2^0, x_3^0, \dots, x_n^0)^T \\ B = \begin{pmatrix} -z_2^1 & -z_3^1 & \dots & -z_n^1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}^T \end{cases} \quad (5)$$

解得:

$$[a \ b]^T = (B^T B^{-1}) - B^T Y \quad (6)$$

(5) 将 a 、 b 代入式(2)的微分方程, 并进行累加得到:

$$x_{k+1}^1 = (x_1^0 - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad (k=1, 2, \dots, n-1) \quad (7)$$

通过累减还原得到预测值:

$$\hat{x}_{k+1}^1 = \hat{x}_{k+1}^1 - \hat{x}_k^1 = (1 - e^{-a})(x_1^0 - \frac{b}{a})e^{-ak} \quad (8)$$

模型中参数 $[a \ b]$ 估计的好坏直接影响到预测的结果, 而最小二乘法是基于残差平方和最小寻优, 容易陷入局部最小, 对于非线性较强的负荷, 会产生很大的偏差^[4]。另一面最小二乘稳健性较差, 若中长期负荷存在奇异点, 应用最小二乘法会导致异常数据产生过分不恰当的影响, 从而影响到 GM(1, 1) 模型的预测精度, 因此, 引入模拟退火算法来实现参数的自动优化。

2 模拟退火算法

模拟退火算法是模拟无序热动力系统退火冷却过程的行为, 将统计学应用到热力学的理论中^[2]。将固体加热, 此时固体内部粒子因高温而变得无序, 伴随温度参数的不断下降, 固体内部例子慢慢趋于有序, 内能减少, 当系统能力处在最低平衡态时得到最优解。根据设定模型在各参数的设定范围内随机产生一个初始解 $x(k)$ 在此初始解邻域内产生一新解 $x(k+1)$; 根据目标函数计算增量 $\Delta E = E(x_{k+1}) - E(x_k)$; 如果 $\Delta E < 0$ 则 x_{k+1} 被接受, 否则根据 boltzmann 概率 p 和随机产生的概率阈值 r ($r \in [0, 1]$) 进行判断, 如果 $p > r$, 则 x_{k+1} 被接受, 否则被拒绝。对当前解重复“产生新解 \rightarrow 计算目标函数差 \rightarrow 接受或拒绝”, 并逐步降温, 最后得到的当前解趋于全局最优解。其中 boltzmann 概率 $p = e^{-\frac{\Delta E}{T}}$, T 表示温度。

SA 算法是伴随温度参数的不断下降, 结合概率突

跳特性在解空间中随机寻找目标函数的全局最优解, 即全局最优解能概率性地跳出并最终趋于全局最优。模拟退火算法是一种通用的优化算法, 理论上算法具有概率的全局最优化性能。

3 混合模拟退火算法与 GM(1, 1) 方法结合

结合模拟退火算法的优化方法和 GM(1, 1) 的预测方法, 本文给出混合模拟退火算法与 GM(1, 1) 相结合的负荷预测方法, 即模拟退火 GM(1, 1) 模型:

(1) 对样本序列 x^0 做一阶累加生成 x^1

$$\begin{cases} x_i^1 = \sum_{j=1}^i x_j^0, \quad (i=1, 2, \dots, n) \\ x^1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1) \end{cases} \quad (9)$$

(2) 建立关于 x^1 的白化方程

$$\frac{dx_t^1}{dt} + ax_t^1 = b \quad (10)$$

其中参数 a 、 b 分别为发展系数和灰作用量。

(3) 对上式进行等效变换

$$\begin{cases} x^0 + aZ^1 = b \\ \text{s.t. } Z^1 = (z_1^1, z_2^1, \dots, z_n^1) \\ z_k^1 = \frac{1}{2}(x_k^1 + x_{k-1}^1) \end{cases} \quad (11)$$

(4) 参数初始化

设定参数范围 $a \in [-1, 1]$, $b \in [0.600]$, 设定初始温度 T_0 ($T_0 > 0$), 目标函数精度 $\varepsilon = 0.01$ 和基本步长 S_0 。随机生成初始解 C_0 , 检验抽样稳定的阈值为 N , 退火为时间 t 。设定目标函数为:

$$E(c) = \sum_{k=2}^n [x_k^0 - (b - az_k^1)]^2 \quad (12)$$

其中 c 为随机产生的 a 、 b 值。计算目标值 $E(C_0)$, 令 $E_{\text{opt}} = E(C_0)$, $C_{\text{opt}} = C_0$ 。

(5) 利用模拟退火算法确定 GM(1, 1) 的参数

如果没有达到检验精度, 设定 $C_{i+1} = C_i + \gamma S_0$ 作为领域函数生成新解, γ 是服从柯西分布的随机扰动, S_0 为与初始值及取值范围有关的步长值。计算新的目标值 $E(C_{i+1})$ 并按照模拟退火算法步骤(6)中给出的方法决定当前解 C_{i+1} 的取值。

(6) 根据结果对最优解进行更新。如果 $E(C_{i+1}) < E_{\text{opt}}$, 则令 $C_{\text{opt}} = C_{i+1}$, $E_{\text{opt}} = E(C_{i+1})$, $n=0$; 否则令 $n=n+1$ 。

(7) Metropolis 抽样稳定性的判别

如果 $n < N$, 令 $i=i+1$, 转步骤(5); 否则令 $n=0$ 。

(8) 退火结束条件

如果 $E_{\text{opt}} > T_k$, 则令 $i=i+1$; 否则令 $i=0$ 。如果 $i \geq t$ 或者 $E_{\text{opt}} < \varepsilon$, 则算法结束; 否则继续步骤(9)。

(9) 退火方案

按 $T_{k+1} = \eta T_k$, 置 $k=k+1$, 转步骤(2), 其中 $0 < \eta < 1$ 。

(10) 将 a, b 代入式(2)的微分方程, 并进行累加得到:

$$\hat{x}_{k+1}^1 = (x_1^0 - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}, (k=1, 2, \dots, n-1) \quad (13)$$

通过累减还原得到预测值:

$$\hat{x}_{k+1}^1 = \hat{x}_{k+1}^1 - \hat{x}_k^1 = (1 - e^{-a})(x_1^0 - \frac{b}{a})e^{-ak} \quad (14)$$

利用 SA 确定 GM(1,1) 模型参数的优点可以使 GM(1,1) 模型在预测时, 对选择参数具有存储和记忆能力, 并能够将当前所得的最优参数进行更新, 使得参数根据记忆调整方向^[3], 并且利用 SA 方法可以使得所选参数具有一定概率接受调整, 从而跳出局部极小趋向全局极小的特性, 提高了参数选择学习的速度和逼近系统的精度^[4], 提高了 GM(1,1) 预测模型的通用性。

4 实例验证

用 Matlab 利用上述提到的方法建模, 对湖南省某县 1992 年~1999 年的用电量数据进行仿真。采用均方百分比误差作为比较依据:

$$e = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{t=1}^N \left[\frac{(x_t - \hat{x}_t)}{x_t} \right]^2} \quad (15)$$

本文只选取历史负荷数据作为输入变量, 以前 5 个历史值作为输入变量。结果如表 1、表 2 所示, 其中智能传统 GM(1,1) 和 SAGM(1,1) 的均方百分比误差 e 分别为 0.84%、1.01%。

表 1 预测结果比较

年	实际值	传统 GM	综合 GM
1992	438.99	412.1	420.09
1993	448.66	454.75	459.07
1994	502.21	500.95	502.71
1995	554.05	551.01	548.92
1996	623.12	616.6	598.48
1997	653.84	663.91	651.12
1998	703.25	727.59	710.81
1999	777.22	796.52	772.91

表 2 参数比较

	传统 GM	综合 GM
a	-0.122 2	-0.059 1
b	323.75	418.21

对 GM(1,1) 和模拟算法建模进行分析, 针对各自的优缺点提出新的组合模型, 并就改模型的建模思想和建模步骤进行了理论探讨。算例分析表明, 此新型组合模型能较好地模拟负荷变化发展情况, 有效提高负荷预测精度, 并且能自动有效地优化 GM(1,1) 学习参数, 具有较强的使用价值。

参考文献

- [1] 李瑾, 刘金朋, 王建军. 采用支持向量机和模拟退火算法的中长期负荷预测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(16): 63-66.
- [2] 余健明, 燕飞, 杨文宇, 等. 中长期电力负荷预测的变权灰色组合预测模型 [J]. 电网技术, 2005, 29(17).
- [3] 周德强. 基于最小二乘的 GM(1,1) 模型及在负荷预测中的应用 [J]. 电力系统保护与应用, 2011, 29(17).
- [4] 张勇军, 石辉, 翟伟芳, 等. 基于层次分析法-灰色综合关联及多灰色模型组合建模的线损率预测 [J]. 电网技术, 2011, 35(6).

(收稿日期: 2012-03-15)

作者简介:

张军, 男, 1981 年生, 工程师, 主要研究方向: 电力系统, 负荷预测技术。

尹昊, 男, 1987 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 微电网能量管理系统、负荷预测。

缪思怡, 男, 1984 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 电网负荷预测技术。