利用灰色关联竞赛建模进行短期电力负荷预测

2011

功率负载具有非线性波动和随机增长的特性。针对一般GM（1,1）模型预测精度在负荷突变较大时下降的缺点，提出了一种新的灰色关联模型，用于短期电力负荷预测。为了尽可能充分地覆盖气候和社会中各种不确定因素对模型的影响，从不同的角度选择原始序列来构建不同的预测策略。通过充分利用GM（1,1）模型能够在电力负荷的平滑上升和下降阶段给出完美的预测结果的特性，以及在日常电力负荷中存在多个峰值和谷值的特征，预测日分为几个平滑段，用于单独预测。最后，通过灰色关联竞争分别在不同的段中实现不同的预测策略，以避免因初始条件选择不当而导致的误差放大。实际应用验证了与现有灰色预测模型相比，该模型是一种稳定可行的预测模型，具有较高的预测精度。

1.简介

电力负荷具有典型的非线性波动特征，因为它受到气候和社会等各种随机和非随机因素的综合影响。气候因素是指温度，湿度，季节等的变化。社会因素主要涉及人类社会活动，如工作，学习，假期和娱乐。

早期关于短期电力负荷预测的研究工作包括ARMA模型，递归模型，卡尔曼滤波器，多元线性回归模型，指数平滑模型，状态估计模型和随机时间序列模型。 ARMA模型没有考虑天气条件等因素（Kura-ta＆Mori，2009）。递归模型可以考虑天气和其他因素，但这种预测模型是线性的，不适用于非线性问题的预测（Kurata＆Mori，2009）。在卡尔曼滤波器中，由于无法避免观测噪声对预测的影响，误差协方差矩阵不一定收敛，有时不可能进行预测（Niu，Wang，＆Wu，2010）。多元线性回归模型，指数平滑模型，状态估计模型和随机时间序列模型使用负载及其影响因素之间的大量复杂和非线性关系，这需要大量的计算时间并且可能导致数值不稳定性（Wang＆Wang，2008）。总的来说，这些早期的研究工作无法恰当地代表电力负荷与其各种影响因素之间复杂的非线性关系。

在过去的几十年中，有许多研究工作集中在人工神经网络（ANN）和支持向量机（SVM）上。 ANN显示出非线性函数的良好逼近能力，可以选择历史载荷，天气，日期类型等作为输入变量。然而，人工神经网络的许多问题，如网络参数选择，次优化和低收敛率，仍有待解决（Hinojosa＆Hoese，2010）。基于结构风险最小化原则而不是ANN最小化训练误差，SVM比ANN更有效，并且理论上可以保证全局最优。然而，SVM也存在网络参数选择问题（Wang et al。，2008）。

由于这些问题，灰色预测的方法最近引起了越来越多的关注。将随机变量视为在一定范围内变化的灰色变量，灰色预测理论利用数据生成技术将不规则原始数据转化为具有较强规律性的新数据，从而实现原始数据分析和预测。当电力负荷在指数曲线中保持波动时，GM（1,1）灰色模型中的预测（Deng，1982）具有高精度和所需采样数据较少的优点。但是，当负载突变较大时，预测准确性可能会下降。许多研究人员已经开展了提高GM（1,1）模型预测精度的研究。 Niu，Zhang，Chen和Zhang（2006）提出将GM（1,1）模型改进为GM（1,1，h）模型，并利用粒子群优化算法求解最优向量h。 Wang，Sun，Yang和Feng（2006）将马尔可夫状态矩阵引入GM（1,1）模型。 Zhao（2007）将等效维数附加修正算法引入到GM（1,1）模型中。 Yu，Feng和Yang（2007）将残差分析与等效维数附加校正算法相结合。这些研究工作旨在提高预测准确性，主要是从对前期模型本身的内部优化的角度出发。实际上，如果我们能够在预测开始时提供适当的初始条件，就有可能避免将错误引入模型的风险，然后在预测过程中逐渐放大，因为选择的是初始条件。这本质上是一种外部优化模式，通过优化预测模型的外部环境来提高预测精度。此外，如果内部和外部优化的两种模式可以相互集成，GM（1,1）模型的整体预测精度可以得到显着提高。