

基于经验模态分解和基因表达式程序设计的 电力系统短期负荷预测

范新桥, 朱永利, 尹金良

(华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 提出将经验模态分解(EMD)和基因表达式程序设计(GEP)算法相结合的EMD&GEP预测法应用于电力系统短期负荷预测中, 消除负荷样本中的伪数据, 并对负荷样本序列进行经验模态分解得到不同频段的本征模态分量(IMF)和负荷剩余分量。运用基因表达式程序算法的灵活表达能力, 把分解得到的不同频段的各负荷本征模态分量及负荷剩余分量中所对应的不同日、同一时刻的负荷序列作为样本, 进行分时预测。把各负荷本征模态分量和负荷剩余分量中相对应的预测结果进行重构, 作为各时刻负荷的最终预测值。EMD克服了小波分析中小波基选取困难的不足, 结果表明各负荷本征模态分量能较准确反映负荷特征, 而且经比较, EMD&GEP预测法比小波分析和GEP算法相结合的预测方法具有更好的预测效果。

关键词: 短期负荷预测; 经验模态分解; 基因表达式程序设计; 电力系统

Short-term load forecasting based on empirical mode decomposition and gene expression programming

FAN Xin-qiao, ZHU Yong-li, YIN Jin-liang

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: A forecasting method based on Empirical Mode Decomposition (EMD) and Gene Expression Programming (GEP) that's called EMD & GEP here is presented and applied to short-term load forecasting. Firstly, the load samples are handled in order to eliminate the pseudo-data, and the intrinsic mode functions (IMFs) and the residue of different frequency bands are obtained according to EMD. Then the corresponding load series of the same time but different days in the IMFs and the residue are chosen as the training samples. By means of the flexible expressive capacity of GEP, the models of different time points in each IMF and the residue are forecasted according to time-sharing. Finally, the ultimate forecasting result is obtained by reconstructing the forecasting results of each IMF and the residue. The method of EMD overcomes the shortcomings that it's difficult to select proper wavelet function for wavelet transform, and the final result indicates that the IMFs can reflect the characteristic of load. After comparing with the results forecasted by means of combination of Wavelet and GEP, it proves that the effect of the forecasting method of EMD&GEP in short-term load forecasting is better.

Key words: short-term load forecasting; empirical mode decomposition; gene expression programming; power system

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)03-0046-06

0 引言

短期负荷预测是电力系统负荷预测的重要组成部分, 主要用于预报未来几小时、1天至几天的电力负荷^[1-2], 在电力系统调度运营部门中起着重要作用, 其预测精度的高低将直接影响到电力系统运行的安全性、经济性和供电质量。随着电力企业逐步走向市场, 对电力系统短期负荷的预测精度提出了更高的要求。由于影响负荷变化因素的复杂性和负荷变化的非线性, 采用不同的预测技术得到的预测效果

也各不相同。常规预测技术简单易行, 但描述负荷变化特征的模型以及预测模型只具有相对的正确性, 且不够全面。同时, 它们难以反映各种扰动因素影响, 使预测算法的稳定性较差, 而且对不同类型的负荷预测没有统一而合理的处理办法。智能化预测技术在这方面的优势却非常明显, 将其与一些数学方法相结合应用于电力系统短期负荷预测, 达到提高负荷预测精度目的的研究正在逐渐增多。

小波分析作为一种数学工具, 在时域和频域都具有同样良好的局部化性质。文献[3-8]将小波分析

应用于短期负荷预测, 通过小波变换把负荷序列分解为多个频率成分的叠加, 然后对各频率成分进行预测, 对负荷预测精度的提高起到了一定作用。小波变换虽然在时频两域都能有效表征信号局部特征, 但是, 如果不能详尽分析问题特点并结合信号特征选择合适的小波基函数, 就难以获得满意的效果。经验模态分解^[9-10] (Empirical Mode Decomposition, EMD) 是由 Huang NE 提出的一种新的时频分析方法, 它克服了小波变换中小波基选取困难的不足, 是一种自适应的信号分解方法, 非常适用于处理像用电负荷这样非平稳、非线性的数据, 并在预测方面有了一定应用^[11-12]。同时基因表达式程序设计^[13-15] (GEP) 作为一种新型遗传算法, 具有较高的运行效率和较强的表达能力, 而且在预测方面也取得了一定的研究成果^[16-20]。但是, 目前基于 EMD 较强的自适应信号分解能力和 GEP 复杂表达能力的电力系统短期负荷预测的应用研究较少。在前期研究的基础上, 本文尝试将它们相结合应用于电力系统短期负荷预测。最后, 通过实验验证了算法的有效性和可行性。

1 算法概述

1.1 经验模态分解

经验模态分解作为一种新的时频分析方法, 本质上是对一个信号进行平稳化处理。该方法基于信号的局部特征时间尺度, 其结果是将信号中不同尺度的波动或趋势逐级分解开来, 把信号分解成若干个本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 之和, 分解出的各个 IMF 分量突出了数据的局部特征, 对其进行分析可以更准确有效地把握原始数据的特征信息。本征模态函数必须满足 (a) 和 (b) 两个条件: (a) 对于一数据序列, 极值点和过零点数目必须相等, 或至多相差一点; (b) 在任意点, 由局部极大值构成的包络线和局部极小值构成的包络线的均值为零。

数据序列 $x(t)$ 的经验模态分解步骤如下:

1) 找出 $x(t)$ 的所有极大值点和极小值点, 将其用三次样条函数分别拟合出数据序列的上下包络线; 上下包络线的平均包络线为 m_1 ; 将原数据序列 $x(t)$ 减去 m_1 得到一个新数据序列 h_1 。如果 h_1 不是一个平稳数据序列, 则重复上述过程, 直至使所得数据序列的平均包络趋向零, 这样得到第一个本征模态函数分量 imf_1 。

2) 用 $x(t)$ 减去 imf_1 得到一个新的数据序列 r_1 , 再对 r_1 重复步骤 1) 得到第二个本征模态函数分量 imf_2 , 这样一直重复下去直到剩余分量 r_n 不可分解为

止。

3) 原数据序列 $x(t)$ 可表示为式 (1) 所示。

$$x(t) = \sum_{i=1}^n imf_i + r_n \quad (1)$$

由于每一个 IMF 所包含的频率成分不仅仅与采样频率有关, 而且更为重要的是它还随着信号本身的变化而变化, 具有自适应性。与小波变换相比, 其不存在基函数和分解尺度的选取问题, 可以得到更好的分解效果。有关 EMD 的更详细介绍可参阅文献^[9-10]。

1.2 基因表达式程序设计

基因表达式程序设计 (Gene Expression Programming, GEP) 是一种基于基因型组和表现型组的新型自适应演化算法, 它是遗传算法^[21] (GA) 和遗传程序设计^[22] (GP) 相结合的产物, 它集遗传算法和遗传程序设计的优点于一体, 把个体编码成易于进行遗传操作的固定线性串, 然后将其表达成长度和形状不同的表达式树形式。在基因表达式程序设计中, 终结点集和函数集中元素的选取和遗传程序设计没有太大区别, 但是基因的构成分为头部和尾部两部分。头部既可以是终结点集 (Terminals) 中的元素, 也可以是函数集 (Functions) 中的元素, 而尾部元素只能限制在终结点集 (Terminals) 中。

GEP 与 GA 和 GP 在算法上相差不大, 根据给定问题, 首先要定义终结点集 T 和初始函数集 F , 然后确定适应度评价方法, 并给定运行控制量, 最后需要确定终止运行的标准。进化过程中染色体被表达成表达式树, 通过一系列遗传操作生成新的个体, 当遗传代数或适应度值达到预定值则终止进化过程。基因表达式程序设计中的遗传操作主要包括选择、变异、变换和重组操作, 变换操作实际上就是变异操作, 而重组操作可以看作是交叉操作。在基因表达式程序设计中, 染色体通常由多个等长的基因构成, 且基因个数和基因头部的长度都是预先选定的。每一个基因被表达成一个子表达式树, 子表达式树间相互作用构成更复杂的多子树表达式树, 这样一些复杂的问题就可以被表示出来了。有关 GEP 的详细介绍可参阅文献^[13-14]。

2 算法应用

2.1 数据预处理与经验模态分解应用

在应用历史负荷序列之前, 有必要对其进行预处理以减小不良负荷数据对预测的影响, 因为在历史负荷数据中不可避免地会产生一些不良数据^[23]。有些不良数据属于错误数据, 但有些不良数据虽然

属于正常负荷,但随机性太强,它们会在很大程度上对负荷预测精度和程序进化速度产生一定的影响。对于不良负荷数据值,可考虑采用文献[20]的处理方法进行预处理。

这里随机选用欧洲智能技术网络(EUNITE)竞赛数据^[2, 24]1998年12月14日~1998年12月20日的一周负荷数据作为预测用样本,取21日的负荷序列用作与虚拟预测结果进行验证比对的负荷序列。对负荷样本序列进行经验模态分解后,得到的本征模态分量、剩余分量以及原始负荷样本曲线如图1所示。这里对负荷样本分解后一共得到6个本征模态函数分量和1个剩余分量,包含了负荷数据从高到低不同频率段的成分,而且各本征模态函数分量都基本趋于平稳。其中本征模态函数 imf_1 频率最高,其余 imf 分量的频率逐级次之, r_n 为负荷剩余分量。这样不仅可以使负荷数据的特征在不同的分辨率下显露出来,而且由于这种分辨率是自适应的,因此和小波的多分辨率分析相比,采用EMD分解信号具有更好的效果。

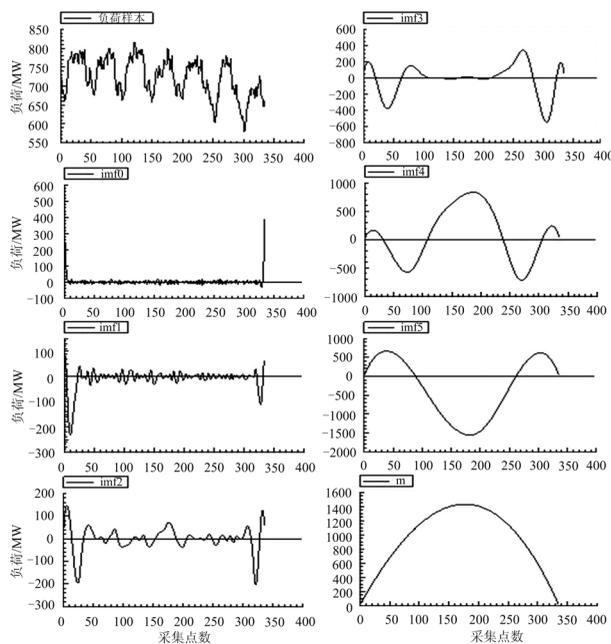


图1 负荷序列的经验模态分解结果

Fig. 1 The empirical mode decomposition result of load series

非平稳的负荷序列经过EMD分解以后,各IMF分量都基本趋于平稳,这对预测是有利的。而且每一IMF分量都是对负荷样本数据特征的一种真实反应,通过对负荷序列的各个特征分别进行预测处理,然后再对各预测结果分量进行重构,就可以得到更加理想的预测效果。

2.2 预测模型实现

欧洲智能技术网络(EUNITE)竞赛提供的历史负荷数据是每间隔30min的负荷值,每日总共有48个负荷值。这里对一周的负荷样本进行EMD分解以后,对每一IMF分量分别利用GEP进行预测,并重构各分量预测结果以得到最终预测结果。GEP算法的参数设置如表1所示。

表1 基因表达式程序设计的参数设置

Tab.1 Running parameters set of GEP

参数	设置值	参数	设置值
种群大小	100	倒位概率	0.1
进化代数	100	RIS变换概率	0.1
染色体数目	80	基因变换概率	0.1
基因头部长度	15	单点重组概率	0.3
基因数目	5	两点重组概率	0.3
各基因间连接函数	+	基因重组概率	0.1
变异概率	0.044	随机常数个数	10
IS变换概率	0.1	—	—

这里选取经过训练发现的与历史负荷联系密切的函数加入到函数集,函数集 $F=\{+, -, *, /, \sin, \cos, \sec, \csc, \log, \exp, \sqrt{\quad}\}$, 其中 \log 表示自然对数, \exp 表示 e 的指定次幂, $\sqrt{\quad}$ 表示开方等。终结点集选取 $T=\{t, \rho\}$, t 为负荷序列的日序号, ρ 为浮点型随机常数,运行过程中随机生成^[15-16]。

具体的预测过程是首先对负荷样本序列进行预处理,然后对处理后的负荷数据进行经验模态分解,分解的结果是得到一系列的本征模态分量IMF和一个负荷剩余分量 r_n 。对于每一个IMF分量和 r_n 分别提取其中连续日、同一时刻相对应的数据值作为样本数据,并运用GEP进行演化训练。与样本数据整半点时刻的值相对应,那么每个IMF分量和 r_n 都分别会演化出48个预测模型,将各时刻对应的预测模型分别带入变量 t 的值即可得到各分量所对应时刻的负荷预测结果,然后对各IMF分量和 r_n 所对应的负荷预测结果进行重构,则可得到最终的负荷预测结果。如果对于一周的负荷样本,从周一开始 $t=1$,周二 $t=2$,依次类推,那么下周一 t 取8带入即可。这里我们称本文的预测方法为EMD&GEP预测法,预测模型可表示为式(2)。

$$L(t, T) = \sum_{n=1}^c L_{imf_n}(t, T) + R_T(t) \quad (2)$$

其中: $L(t, T)$ 由两部分构成,前者为EMD分解后各本征模态分量对应的相应时刻的预测结果之和,后者为剩余分量所对应的相应时刻的预测结果;变量 c 表示本征模态分量的总数; imf_n 表示第 n 个本征模态分量; T 表示时间;在此取整半点时刻; t 为终结

点集中负荷序列的日序号。限于篇幅, 在此只列出了 EMD&GEP 预测法在 10 时的一个预测模型, 如下:

$$\begin{aligned}
 L(t, 10) = & ((\sec(19.4518) - 50.1244) - \csc(\csc(\sec(8.1833) / 8.1833) - \sin(t))) \cdot \\
 & \csc(\sec(\csc(\exp(t)))) + (\cos(t) - (11.4564 \exp(\sin((t \times t)))) + ((\sqrt{t}) - \csc((95.1745 + \cos(\exp(t)))))) \cdot \\
 & \log(\sqrt{(\log((23.7616/t) \cdot 63.0927))}) + (\exp(\sec((74.3093t))) \cdot \sec(\sec(\csc((t / (\sec(0.0921) / 0.0921) - (74.3093 - 91.6898)))))) + (((t + 59.3410) + 59.3410) \cdot \csc((95.7960/t))) + \\
 & \csc(((43.6816 \times 43.6816) + t))) + (((59.3410 + 82.8037) + (43.6816t)) \cdot (\sin(t) \cdot \sin(t)) - (((t + 59.3410) + (t + 43.6816)) + ((t \times 18.5152) / \sec(t)))) + \\
 & (((2t / \csc(t)) + (115.2352 + (45.7917 \times 22.0943))) / \csc(((69.4435 / 75.5827) + (45.7917 - t)))) + ((2t / \cos((45.7917 + t))) - (((69.4435 + 87.1764) + (87.1764 + 22.0943)) + ((87.1764 / t) + (87.1764 + 45.7917)))) + (((((97.4600 - t) \cdot \sqrt{97.4600}) - \csc((23.5733 \cdot t))) - (((97.4600 - 14.0620) - \csc(t)) / \csc((t \cdot t)))) - (((97.4600 - 23.5733) \cdot \sqrt{56.1824}) - ((t - 23.5733) \cdot \csc(t))) / \csc(((56.1824 - t) / \csc(23.5733))))))
 \end{aligned}$$

从模型看, 公式在规模上比单纯的 GEP 演化出的模型要大, 但是在总的运算效率上基本相当, 有的甚至用时更少, 这是因为负荷序列经过 EMD 分解后, 各 IMF 分量和剩余分量相对表现出较强的平稳特性, 从这一点上也可以看出 GEP 对于较平稳的样本具有更好的演化效果。通过设置不同的 t 值, 可以计算出模型不同时刻的负荷值。当 t 为 8 时表示下周日的预测值, t 为其他值时, 可计算出相应日的不同时刻的预测负荷。图 2 为整半点时刻的实际负荷曲线和 EMD&GEP 算法的预测曲线。限于篇幅, 表 2 只列出了 EMD&GEP 算法以及小波变换 (WT) 与 GEP 算法相结合 (WT&GEP) 在整点时刻的预测数据与误差, 这里小波变换选用 db4 小波基, 分解尺度为 4。

在相同条件和相同参数设置情况下, EMD&GEP 预测法演化出一个模型所用平均时间和单纯用 GEP 算法的用时不相上下, 而且 EMD&GEP 预测法演化一次基本就可以达到预测要求。经计算, 在整点时刻 EMD&GEP 预测法和

WT&GEP 预测法的预测结果相对误差百分比绝对值的平均值分别为 1.68% 和 2.16%, 而所有时刻点的误差平均值分别为 1.71% 和 2.29%。从预测结果看, EMD&GEP 预测法的预测效果较好。

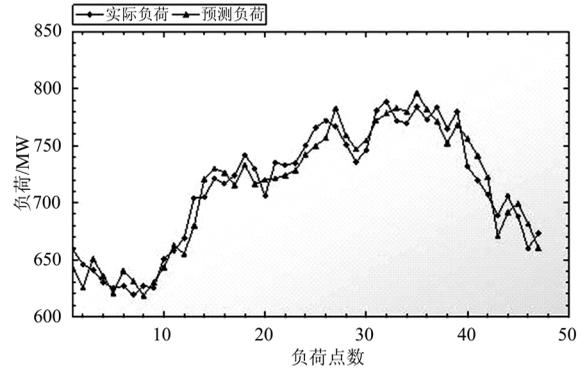


图 2 实际负荷曲线和预测负荷曲线

Fig. 2 The actual load curve and the forecasted load curve

表 2 实际负荷值与 $t=8$ 时的 EMD&GEP 法预测负荷值及 WT&GEP 法预测负荷值及相对误差百分比

Tab.2 Forecasting result and error percentage of one day by means of EMD&GEP and WT&GEP when $t=8$

时间/h	实际值/ MW	EMD&GEP 预测值/MW	EMD&GEP 误差/%	WT&GEP 预测值/MW	WT&GEP 误差/%
01:00	659	643.042 2	-2.42	643.608 9	-2.34
02:00	641	650.817 6	1.53	651.659 6	1.66
03:00	625	620.836 9	-0.67	632.817 8	1.25
04:00	619	630.801 3	1.91	630.088 4	1.79
05:00	625	630.217 3	0.38	603.660 2	-3.41
06:00	658	662.809 9	0.73	668.134 8	1.54
07:00	704	680.104 1	-3.39	720.770 3	2.38
08:00	721	729.895 0	1.23	740.698 0	2.73
09:00	724	715.409 0	-1.19	714.525 7	-1.31
10:00	730	716.668 7	-1.83	707.641 2	-3.06
11:00	735	721.362 7	-1.86	755.080 4	2.73
12:00	735	728.105 6	-0.94	749.158 4	1.93
13:00	766	749.957 1	-2.09	787.587 5	2.82
14:00	767	783.107 1	2.10	748.151 8	-2.46
15:00	736	747.108 6	1.51	757.628 4	2.94
16:00	781	771.964 5	-1.16	793.340 3	1.58
17:00	772	783.255 3	1.46	794.835 5	2.96
18:00	784	796.345 8	1.57	798.948 6	1.91
19:00	784	771.363 1	-1.61	795.227 1	1.43
20:00	780	768.443 0	-1.48	768.388 4	-1.49
21:00	720	741.491 4	2.98	741.777 0	3.02
22:00	689	670.630 4	-2.67	696.834 1	1.14
23:00	688	699.430 9	1.66	669.084 2	-2.75
24:00	673	660.585 7	-1.84	681.057 9	1.20

周末与工作日的负荷特点会有一些的差异,但由于 GEP 算法无需人为选择数学模型,它能够根据与问题有关的终结点集和函数集,自动生成与历史数据相拟合的函数表达式,从而可以较好地预测出负荷的未来趋势。从负荷预测算例的预测结果看,即使不考虑周末与工作日的负荷特点,利用本文方法也能有效挖掘负荷数据的规律,得到较为满意的预测结果。同时,通过大量的虚拟预测发现,如果使用周末的负荷数据作为样本单独对未来周末的负荷进行预测,预测结果的精度相对来说要高一些,但与此同时需要的样本数据就会相对久远一些,同时需要的数据量相对就增多了。因此,在实际预测中可以根据实际情况选择是否分开对周末和工作日的负荷进行预测。

同时,气象等一些因素会对负荷值的预测造成一定影响。在一般的预测方法中,选用何种影响因子和该影响因子采用何种表达式只是一种推测,因而预测结果不仅依赖于模型的准确性,而且更依赖于影响因子其本身预测值的准确度。在实际应用中,未来时刻的气象数据也是需要预测的,因此,如果考虑气象因素的影响,实际负荷预测结果的准确性也在一定程度上依赖于气象数据的预测准确性。笔者将气温数据加入到终结点集进行演化,对大量负荷样本进行了虚拟预测。生成预测模型以后,将要预测的未来时刻的实际气温数据代入预测模型进行计算,遗憾的是预测效果有时并不如只用时间参数进行演化的预测结果。从大量预测结果看,只考虑时间因素的影响也能够满足预测要求,而且实际应用中,如果气象数据预测误差较大,则会使预测效果变得更差。从对竞赛数据的大量虚拟预测看,应用本文方法时气象因素在预测过程中可暂不考虑,只用时间参数进行演化就可达到预测要求。

3 结论

经验模态分解(EMD)克服了小波分析中小波基选取困难的不足,且具有自适应性,且能较准确地反映样本特征。基因表达程序设计(GEP)无需人为选择数学模型,能够根据与问题有关的终结点集和函数集,自动生成与历史数据曲线相拟合的函数表达式,从而可以对给定问题的未来趋势做出预测。本文提出将 EMD 和 GEP 算法相结合的 EMD&GEP 预测法应用于电力系统短期负荷预测,通过对欧洲智能技术网络(EUNITE)竞赛提供的负荷数据进行的大量虚拟预测,验证了 EMD&GEP 预测法具有比小波分析和 GEP 相结合的预测方法具有更高的预测精度。从预测结果看,这种对负荷

样本进行 EMD 分解,然后对各 IMF 分量和负荷剩余分量进行分时预测,再对预测结果进行重构的 EMD&GEP 预测法用于电力系统短期负荷预测是可行有效的。

参考文献

- [1] 牛东晓,曹树华,赵磊,等. 电力负荷预测技术及其应用[M]. 北京:中国电力出版社,1998.
NIU Dong-xiao, CAO Shu-hua, ZHAO Lei, et al. The power load forecasting technique and its application[M]. Beijing: China Electric Power Press, 1998.
- [2] 康重庆,夏清,张伯明. 电力系统负荷预测研究综述与发展方向的探讨[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(17): 1-14.
KANG Chong-qing, XIA Qing, ZHANG Bo-ming. Review of power system load forecasting and its development[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(17): 1-14.
- [3] 顾洁. 应用小波分析进行短期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(2): 40-44.
GU Jie. Application of wavelet analysis to short-term load forecasting of power system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2003, 15(2): 40-44.
- [4] 汪新秀,吴耀武,雄信银,等. 基于模糊小波网络的电力系统短期负荷预测方法[J]. 继电器, 2004, 32(4): 13-17.
WANG Xin-xiu, WU Yao-wu, XIONG Xin-yin, et al. A method of power system short-term load forecasting based on fuzzy wavelet neural networks[J]. Relay, 2004, 32(4): 13-17.
- [5] 叶淳铮,常鲜戎,顾为国. 基于小波变换和支持向量机的电力系统短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(14): 41-45.
YE Chun-zheng, CHANG Xian-rong, GU Wei-guo. Short-term load forecasting based on wavelet transform and support vector machines[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(14): 41-45.
- [6] 邵能灵,侯志俭. 小波模糊神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 24-29.
TAI Neng-ling, HOU Zhi-jian. New short-term load forecasting principle with the wavelet transform fuzzy neural network for the power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 24-29.
- [7] 姚李孝,刘学琴. 基于小波分析的月度负荷组合预测[J]. 电网技术, 2007, 31(19): 65-68.
YAO Li-xiao, LIU Xue-qin. A wavelet analysis based combined model for monthly load forecasting[J]. Power System Technology, 2007, 31(19): 65-68.
- [8] 郑永康,陈维荣,戴朝华. 小波支持向量机与相间

- 重构结合的短期负荷预测研究[J]. 继电器, 2008, 36(7): 29-33.
- ZHENG Yong-kang, CHEN Wei-rong, DAI Chao-hua. Short-term load forecasting based on wavelet support vector machine and phase space[J]. Relay, 2008, 36(7): 29-33.
- [9] Norden E H, Zheng S, Steven R L, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proc R Soc Lond A, 1998, 454(21).
- [10] Huang N E, Shen Z, Long S R. A new view of nonlinear waves: the hilbert spectrum[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999, 31: 417-457.
- [11] 玄兆燕, 杨公训. 经验模态分解法在大气时间序列预测中的应用[J]. 自动化学报, 2008, 34(1): 97-101.
- XUAN Zhao-yan, YANG Gong-xun. Application of EMD in the atmosphere time series prediction[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(1): 97-101.
- [12] 刘兴杰, 米增强, 杨奇逊, 等. 一种基于 EMD 的短期风速多步预测方法[J]. 电工技术学报, 2010, 25(4): 165-170.
- LIU Xing-jie, MI Zeng-qiang, YANG Qi-xun, et al. A novel multi-step prediction for wind speed based on EMD[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(4): 165-170.
- [13] Ferreira C. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems[J]. Complex Systems, 2001, 13(2): 87-129.
- [14] Ferreira C. Gene expression programming in problem solving[C]. //Invited Tutorial of the 6th Online World Conference on Soft Computing in Industrial Applications. Berlin: 2001.
- [15] Ferreira C. Function finding and the creation of numerical constants in gene expression programming[C]. //The 7th Online World Conference on Soft Computing in Industrial Applications. Granada: 2003.
- [16] 龚文引, 蔡之华, 刘亚东. 基因表达式程序在复杂函数自动建模中的应用[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(6): 1450-1457.
- GONG Wen-yin, CAI Zhi-hua, LIU Ya-dong. Automatic modeling of complex functions based on gene expression programming[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(6): 1450-1457.
- [17] 李曲, 蔡之华, 朱莉, 等. 基因表达式程序设计方法在采煤工作面瓦斯涌出量预测中的应用[J]. 应用基础与工程科学学报, 2004, 12(1): 49-54.
- LI Qu, CAI Zhi-hua, ZHU Li, et al. Application of gene expression programming in predicting the amount of gas emitted from coal face[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2004, 12(1): 49-54.
- [18] 黄隆胜, 肖士斌. 基因表达式编程在 SARS 疫情分析及预测中的应用[J]. 计算机工程, 2007, 33(4): 45-48.
- HUANG Long-sheng, XIAO Shi-bin. Application of SARS epidemic situation analysis and forecast based on gene expression programming[J]. Computer Engineering, 2007, 33(4): 45-48.
- [19] 霍利民, 范新桥, 黄丽华, 等. 基于基因表达式程序设计及误差循环补偿的电力系统短期负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(28): 103-107.
- HUO Li-min, FAN Xin-qiao, HUANG Li-hua, et al. Short-term load forecasting based on gene expression programming with error cycling compensation[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(28): 103-107.
- [20] 霍利民, 尹金良, 樊云飞, 等. 基于改进 GEP 的农网短期负荷预测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(10): 193-197.
- HUO Li-min, YIN Jin-liang, FAN Yun-fei, et al. Short-term load forecasting of countryside distribution network based on improved gene expression programming[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(10): 193-197.
- [21] 王小平, 曹立明. 遗传算法[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- WANG Xiao-ping, CAO Li-ming. Genetic algorithm[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002.
- [22] Koza J R. Introduction to genetic programming[M]. Cambridge: MIT Press, 1994.
- [23] 叶锋, 何桦, 顾全, 等. EMS 中负荷预测不良数据的辨识与修正[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(15): 85-88.
- YE Feng, HE Hua, GU Quan, et al. Bad data identification and correction for load forecasting in energy management system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(15): 85-88.
- [24] Chen B J, Chang M W, Lin C J. Load forecasting using support vector machines: a study on EUNITE competition 2001[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(4): 1821-1830.

收稿日期: 2010-02-10; 修回日期: 2010-06-29

作者简介:

范新桥(1982-), 男, 博士研究生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用和电力系统运行、分析与控制;
E-mail: fxq8226@163.com

朱永利(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为人工智能在电力系统中的应用和电力系统运行、分析与控制;

尹金良(1982-), 男, 博士研究生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用和电力系统运行、分析与控制。