

GMDH 和变结构协整理论在电力负荷预测中的应用

顾洁¹, 储琳琳², 张宇俊², 施伟国²

(1. 上海交通大学电气工程系, 上海 200240; 2. 上海市电力公司市南供电公司, 上海 200233)

摘要: 鉴于未考虑时间序列的非平稳性所得到的拟合方程可能出现“伪回归”而失去准确预测的能力, 引入了协整理论与误差修正模型。考虑地区产业结构发生变化将导致地区用电量时间序列发生结构突变, 影响平稳性检验结果的可信度, 又引入了 GMDH 理论, 自动搜索并确定结构突变点, 以改进经典结构突变理论需要事先获知一些重大波动信息等主观性影响。结合上述两点, 构建了基于 GMDH 理论参数变结构协整模型。算例证明了该模型在电力系统的负荷预测中的适用性以及在处理“伪回归”和“样本数据结构突变”问题方面的有效性。

关键词: 参数变结构协整; 结构突变; 数据处理组合方法 (GMDH); 中长期电力负荷预测; 误差修正模型 (Error Correction Model)

Application of GMDH and variable co-integration theory in power load forecasting

GU Jie¹, CHU Lin-lin², ZHANG Yu-jun², SHI Wei-guo²

(1. Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Shinan Power Supply Company of SMPEC, Shanghai 200233, China)

Abstract: The co-integration theory and Error Correction Model (ECM) are introduced in this paper to overcome the problem of spurious regression within the fitted equation which is caused by the neglect of time series nonstationarity. Taking into account the regional industrial structure changes leading to structural mutations of regional electricity consumption time series, and affecting the credibility of the results of stationarity tests, the Group Method of Data Handling (GMDH) theory has been introduced here to search and determine the structure of mutation points automatically, thus to avoid the subjective effects of classic structural change theory such as forecasting certain important fluctuation information. Combining the two points mentioned above, an improved variable co-integration of parameters model is established based on the theory of GMDH. The results of the example have demonstrated the effectiveness of the model to be used in load forecast area and to deal with the problem of “spurious regression” and “the structural mutations of sample data”.

Key words: variable co-integration of parameters; structural change; GMDH; mid-long term load forecasting; ECM

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)22-0080-06

0 引言

电力负荷预测是电力系统规划的基础。在经济环境下, 准确的负荷预测, 不但对确定电力系统的运行方式、负荷调度方案起着关键作用, 而且成为电力市场交易、营销的核心业务之一, 它对于保证电力工业的健康发展有着十分重要的意义。

传统的计量经济学回归分析中, 对两个 (或两个以上) 非协整 (没有共同的 stochastic trend) 的单位根过程, 直接进行回归, 其回归结果是显著的; 但是实际上, 所建立的回归方程可能没有真实地反映序列之间的量化关系, 即出现了“伪回归现象”,

影响了预测结果的可靠性。协整是 1978 年以来在研究动态时间序列的过程中逐步发展和应用起来的计量经济学新流派, 相对于传统经济计量学理论的最大优势在于有效地避免了“伪回归”现象的出现, 受到越来越多的电力系统研究人员的关注; 但是, 在诸如电力负荷中长期预测等时间跨度较长的预测过程中, 由于各种原因导致预测变量的序列结构发生突变可能会对协整分析得出的结论可信度造成很大影响; 由此又诞生了变结构协整理论, 利用突变点的信息来协助建模^[1-4]。

目前常用的结构突变理论一般要求事先获知一些重大波动的信息, 并根据图形和经验信息选择模

型结构, 主观性信息的引入可能会导致所确定的结构突变点存在误差。

本文在变结构协整理论与 GMDH 理论的基础上, 提出了基于 GMDH 自动搜索结构突变点的变结构协整模型, 并应用所建立的模型对我国某地区历年用电量与国内生产总值的关联关系进行了实例分析, 结果表明了该模型的有效性。

1 变结构协整理论及突变点

国内外大量研究表明, 大多数经济时间序列都是非平稳的(从直观上看, 随着经济的发展, 多数经济时间序列呈明显的上升趋势), 而直接采用非平稳时间序列建立回归模型, 很容易产生“伪回归”问题^[5-6]。

在经济时间序列中结构变化是一个非常重要的问题, 由于结构的变化, 协整分析理论中许多具有代表性的检验可能将失去原有的功效。比如单位根检验, 当经济过程中含有突变点的时候, 计算机的模拟试验表明, 检验统计量将发生偏移。引起经济结构突变的因素很多, 如能源价格的变化、政策的不连续性、金融危机以及自然灾害^[7-8]等。

在用电量预测过程中, 地区的产业结构发生变化以及经济增长的突变将导致地区用电量发生变化, 此时若采用单一协整关系对电力负荷进行分析和预测, 会造成较大的预测误差, 而通常采用的将突变数据剔除或进行平滑处理的做法又可能造成有用信息的丢失^[9-12]。鉴于此, 本文引入了变结构协整理论来解决上述问题。

1.1 协整的基本模式

研究表明变结构协整问题根据其模型结构的稳定性可分为以下 3 类: ①机理变化型协整; ②部分协整; ③参数变结构协整。其中参数变结构协整又称为变参数协整, 是指协整参数在某些点上发生突变, 但时间序列之间的协整关系依然存在, 只是序列分量间的均衡参数发生变化(属于突变型的结构变化), 结合电力负荷增长及负荷预测工作的实际特点, 该类型的变结构协整对本文的研究具有很高的实用价值。

参数变结构协整模型包含以下三种情况^[6]: (1) 协整关系中只有常数项漂移; (2) 协整关系中发生常数项和趋势项漂移; (3) 协整关系中在常数项、趋势、斜率变化。

为了更为全面地考虑协整关系参数的变化, 本文着重讨论第三种情况。

1.2 结构突变点

引入虚拟变量 D , 以区分突变点前后的时间序列, 从而便于采用统一的解析表达来描述整个时间序列。设 D 在突变点之前的值为 0, 在突变点之后的值为 1。若标准协整关系的静态模型为:

$$y_t = \mu + \alpha^T x_t + \mu_t \quad (1)$$

其中 x_t 和 y_t 则分别表示回归自变量及应变量。则协整参数变化时的回归模型为:

$$y_t = \mu_1 + \mu_2 D_k + \beta t + \alpha_1^T x_t + \alpha_2^T x_t D_k + \mu_t \quad (2)$$

式中: $t=1, 2, \dots, T$; μ_1 表示漂移以前的常数项; μ_2 表示水平结构变化的漂移量, βt 表示时间趋势的变化; α_1 和 α_2 分别表示漂移以前的斜率项系数和漂移以后突变点处的斜率项系数; μ_t 为残差序列; k 为结构突变点下标。

类似地, 当序列中存在 1 个以上的突变点时, 可以增加虚拟变量的个数来表示参数变化的模型。在实际生活的经济系统中, 由于变结构点往往是未知的, 所以必须对协整关系的统计量进行检验计算, 以判断是否存在结构变化。

如何对序列中存在的突变点的个数以及突变点的位置进行优化确定, 经典的结构突变理论是借助参考一些经验信息等手段来实现的, 可能会导致结构突变点的选择有偏, 影响进一步分析的结果, 本文通过引入 GMDH 方法全面客观地处理突变点的确定问题, 以提高变结构预测模型的准确度。

2 数据处理组合方法及特点

2.1 GMDH 的基本原理

数据处理组合方法 (Group Method of Data Handling, GMDH) 是 20 世纪 70 年代, 由前苏联学者 A.G.Ivakhnenko 等人提出的一种运用多层神经网络原理和自组织结构思想、适用于复杂非线性系统的启发式自组织建模方法^[13-14]。

其基本思想是以生物有机体演化的方法构造数学模型。通过将系统的各输入单元交叉组合产生一系列的活动神经元, 其中每一神经元都具有选择最优传递函数的功能, 再从所产生的一代神经元中选择若干与目标变量最为接近的神经元, 将被选出的神经元强强结合后再次产生新神经元, 重复这个过程, 直至新产生的一代神经元都不比上一代更加优秀, 则认为迭代过程收敛, 最优模型被选出^[13-14]。GMDH 算法产生优化模型的示意图如图 1 所示。

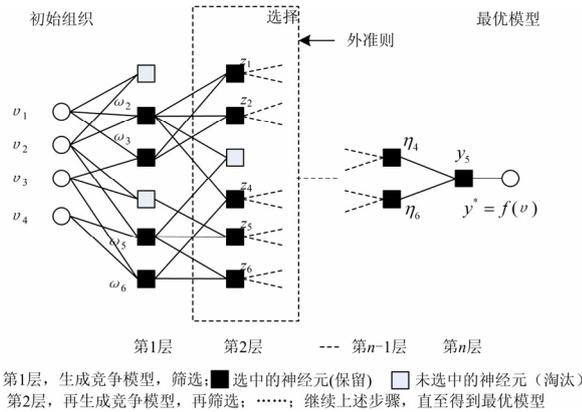


图 1 GMDH 产生最优模型过程示意图

Fig.1 Process of producing the optimal model by GMDH

2.2 GMDH 建模的特点

与传统的神经网络算法相比较，GMDH 建模具有如下特点^[15-16]：

(1) GMDH 能得到明确函数解析式表达的模型。传统 BP 等神经网络模型难以给出实际的物理意义，限制了神经网络在系统因素分析方面的应用。而自组织 GMDH 网络综合了神经网络和统计建模的思想，能够给出函数式表达的结果，甚至是其他建模方法难以达到的多变量高次回归方程。

(2) 建模过程自组织控制，不需任何初始假设。统计学模型和通常的神经网络建模过程，需要建模者根据经验对模型输入变量和模型结构作一些事先假定，然后经反复试验找出满意模型。GMDH 网络则通过大量的变量逐层产生大量待选模型，由数据驱动搜寻对被解释变量有实质影响的输入项，自组织生成最优网络结构，尽量减少建模者主观因素的影响。

(3) 能够由样本数据自主确定模型的最优复杂性，并实现高精度预测。在小样本或数据噪声较大的情况下，通常的神经网络会产生对噪声的过拟合，降低了泛化功能；而 GMDH 网络的最优复杂性保证了其能从近似的、不确定的，甚至是相互矛盾的环境中做出决策，同时避免了模型结构的过拟合和不足拟合，从而具有更高的预测可靠性。

3 基于 GMDH 的变结构协整预测模型

3.1 基本思路

(1) 首先对进行电力负荷预测时所选用的年用电量序列及 GDP 序列进行协整检验，以判别协整模型建立的可行性；

(2) 若两个序列间存在协整关联关系，则应用 GMDH 算法自动搜索确定突变点的位置及突变点个数；

(3) 根据搜索得到的突变点信息建立变结构协整模型及其 ECM 模型；

(4) 进一步就所建立的模型实例应用结果分析电力需求与紧张增长间长期打拉动力以及短期的平衡关系。

3.2 模型的建立

(1) 检验序列之间是否存在协整关系。首先对序列进行单整检验，若序列是同阶单整则检验其协整关系；若序列间不存在协整关系，则不能建立本文所提出的模型。

(2) 应用 GMDH 确定结构突变点。由于对变结构协整的研究刚刚起步，目前对于变结构协整问题突变点的确定尚无统一标准的方法。

GMDH 建模具有高度的智能化，能客观自动地选择出对研究对象有重要影响的因素。因此，本文引入 GMDH 理论已改进传统的内生方法，实现自动搜索结构突变点，能够减少主观判断带来的偏差，科学地确定突变点的数量及其位置，并基于此构建了相应的变结构协整预测模型。

3.3 负荷预测的基本步骤

基于 GMDH 建模高度智能化的特点，设计出预测模型的实现步骤如下：

(1) 建立原始数据表。为不失通用性，分别用 y_t 和 x_t 表示待测量（年用电量）与自变量（GDP），并构建式（3）所示的模型对用电量、GDP 间关联关系进行拟合。

$$y_t = \mu_1 + \sum_{j=1}^k \mu_j D_j + a_1^T x_t + \sum_{j=1}^k c_j^T x_t D_j + e_t \quad (3)$$

式中，虚拟变量 D_j ($j=1, 2, \dots, k$) 用以代表第 j 个突变点，当 $t > t_j$ 时， $D_j=1$ ；当 $t \leq t_j$ 时， $D_j=0$ 。

(2) 根据 GMDH 算法，将年用电量及 GDP 原始数据分为用以进行建模的训练子集 N_A 和用以检测模型有效性的测试集 N_B 。

(3) 训练子集 N_A 中所有点均作为可能的突变点 t_j ($j=1, 2, \dots, n_A$)， n_A 为集合 N_A 所包含的数据记录数，构造对应的虚拟变量 D_j 。

(4) 应用 GMDH 组合算法对 N_A 中用电量与 GDP 及虚拟变量序列进行拟合建模，产生大量的含虚拟变量和 GDP 的用电量预测竞争模型。

(5) 运用 GMDH 外准则中的稳定性准则 (Criteria of Stability) 见式（4），从上一步所构建的大量竞争模型中选出最优模型。

$$\min \{f = \sum_{t \in N_A \cup N_B} (y_t - y_t^m(A))^2\} \quad (4)$$

其中， $y_t^m(A)$ 表示在 N_A 集上估计的第 m 个模型输

出。

根据选中的最优模型，确定观测样本序列是否存在结构突变以及结构突变的形式和具体的突变点。如果最优模型的解析式中包含虚拟变量 D_j ，则表明在第 j 个观测样本处发生了结构突变；反之，则表示该点处没有发生结构突变，依此确定出序列中所有的结构突变点。

3.4 变参数协整关系的检验

按前述 GMDH 搜索所得到的突变点，设定相应的虚拟变量并建立电量与GDP和突变点处虚拟变量的长期静态模型，对该模型的残差进行单位根检验以判断是否存在变结构协整关系，并通过模型中的参数的估计，确定具体的模型。

3.5 误差修正模型

若残差检验结果显示，电量与 GDP 和突变点处的虚拟变量序列存在协整关系则可进一步建立误差修正模型 (ECM)，并检验其误差修正机制，从而实现对未来用电量的外推预测，提高预测精度。根据协整分析相关理论，电量与 GDP 预测的 ECM 中包含了长期均衡方程和短期误差校正方程^[9-10]。该方程隐含含义是整个电量预测的系统内的各变量在长期会保持一定的相对稳定性，但在短期内会受到一些外变量的扰动，使得电量预测的内变量即电量或电力弹性系数等等在短期内的走势将会违背长期走势而出现短暂偏离，但同时长期均衡状态会对变量短期内的偏离产生一个牵制力，即误差校正项(一般用小写的 ecm 表示)。

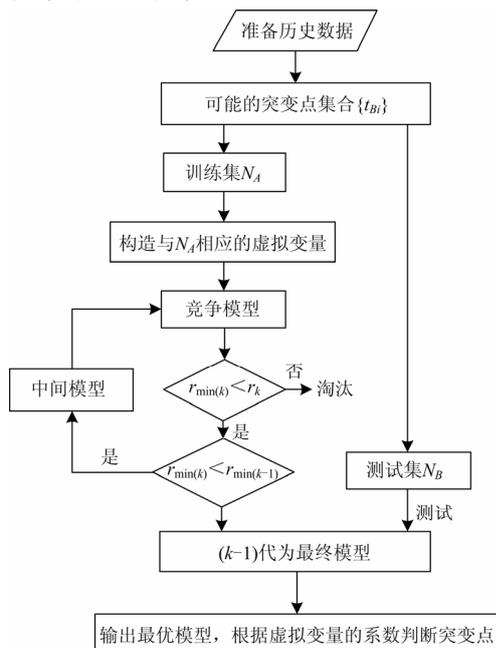


图2 基于 GMDH 的突变点识别流程

Fig.2 Flow chart of mutation-point identification by GMDH

误差校正项使得变量有回复长期均衡状态的趋势；误差校正项系数的正负，表示对偏离的回复作用。篇幅所限，仅给出基于 GMDH 的结构突变点搜索流程如图 2 所示。

4 实例分析

为检验基于GMDH的变结构协整预测模型应用于电力需求预测的有效性，本文以 1990~2007 年我国某地区电量数据及 GDP 数据进行建模。

表 1 某地区历年电量及 GDP 数据

Tab.1 Historic data of electric energy and GDP of some area in China

年份	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998
电量/ 亿 kWh	265.4	288.9	318.4	344.3	377.6	403.5	430.5	454.6	483.2
GDP/ 亿元	1 815	1 945	2 247	2 633	2 861	3 158	3 510	4 021	4 483
年份	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007
电量/ 亿 kWh	501.7	559.9	593.6	646.5	746.0	822.4	922.7	990.2	1 072
GDP/ 亿元	5 003	5 583	5 974	6 545	7 437	8 389	9 164	9 999	11 252

4.1 检验序列间的长期协整关系

针对取对数后的用电量及 GDP 序列 Lnload 和 LnGDP 序列进行单整检验，发现原序列都是非平稳的时间序列，两个序列在 95%置信水平下二阶平稳，具备了构建协整方程的必要条件。

4.2 考虑结构突变的协整分析

由于用电量与GDP序列的样本数据可能存在突变，首先通过邹突变点检验，初步筛选出可能的突变点，以减少 GMDH 的搜索范围，提高搜索效率；然后将初步筛选出的结构突变点集合，通过 GMDH 搜索确定突变点并产生最优模型。

对 Lnload 和 LnGDP 进行线性回归后，得到结果如式 (5) 所示。

$$Lnload = 0.00825 + 0.741LnGDP \quad (5)$$

对于式(5)所建立的线性回归模型进行预检验，得到结果如表 2 所示。

表 2 邹突变点检验结果

Tab.2 The result of chow breakpoint tests

年份	F-统计量	对数似然比	F(2,14)	χ^2 检验
1998	35.567 4	32.493 2	0.000 003	0
1999	50.072 1	37.771 3	0.000 00	0
2000	32.670 3	31.224 5	0.000 005	0
2001	32.660 7	31.220 1	0.000 005	0
2002	31.954 4	30.896 7	0.000 006	0

检验结果显示, 1998~2002 年的 F -统计量超过了临界值, 可能存在结构突变点。

将 1998、1999、...、2002 这 5 个时间点作为突变点集合 $t_B=(t_1, t_2, t_3, t_4, t_5)$, 构造相应的虚拟变量序列 $D=(D_1, D_2, D_3, D_4, D_5)$ 。其中, 当 $t>t_j$ 时, $D_j=1$; 当 $t\leq t_j$ 时, $D_j=0, j=1, 2, \dots, 5$ 。

对式 (5) 所建立的线性回归模型, 引入虚拟变量 D_j 进行修正, 并应用 GMDH 组合算法根据稳定性准则选择最优模型如下:

$$Lload_t = 0.620 - 2.733D_2 + 0.665LnGDP_t + 0.313LnGDP_{t_2} \quad (6)$$

式 (6) 中仅包含与 D_2 相关的项, 其系数不为 0, 故 D_2 对应的 t_2 为结构突变点, 即 1999 年为结构突变点。

对照表 1 中邹突变点检验的结果, 同样可以发现 1999 年较之其他几个时间点, 其 F -统计量更显著地超过了临界值, GMDH 方法自动搜索得到的结果应该是可信的。

得到用电量与 GDP 的变结构协整关系的误差校正项为:

$$ecm_t = Lload_t - 0.620 + 2.733D_2 - 0.665LnGDP_t - 0.313LnGDP_{t_2} \quad (7)$$

式 (7) 反映了用电量和 GDP 之间的长期均衡关系, 而 $Lload_t$ 与 $LnGDP_t$ 关联系数为正, 两者存在正向相关关系。

误差修正模型的平稳性检验结果显示, 该模型的残差序列在 99% 置信水平下是平稳的, 证明了 $Lload$ 序列与 $LnGDP$ 序列存在参数变结构协整关系, 可对式 (7) 的变结构协整关系建立误差修正模型。

4.3 误差修正模型的建立

根据 Granger 表示定理, 若两个序列间存在协整关系则一定存在误差修正表达式。依据 $Lload$ 与 $LnGDP$ 的变结构协整关系建立其对应的误差修正模型为:

$$\Delta(Lload_t) = 0.0922 - 0.462*ECM_{t-1} + 0.177*\Delta(Lload_{t-1}) + 0.322*\Delta(Lload_{t-2}) - 0.0763*\Delta(LnGDP_{t-1}) - 0.393*\Delta(LnGDP_{t-2}) \quad (8)$$

上式中误差修正项的系数为 -0.462, 根据协整理论, 它的含义是短期内 $Lload_t$ 的波动远离长期均衡项时, 误差修正机制起反向调整作用, 即拉动其向平衡收敛。

应用式 (8) 对该地区的用电量进行拟合, 结果如下。

4.4 预测结果

如表 3 所示, 该模型的百分误差均在 5% 以内, 均方百分误差为 2.26%, 拟合效果比较令人满意。

表 3 误差修正模型的拟合结果与误差

Tab.3 Forecasting results and errors of ECM

年份	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998
历史值/ 亿 kWh	265.4	288.9	318.4	344.3	377.6	403.5	430.5	454.6	483.2
ECM/ 亿 kWh				349.3	370.9	398.5	438.1	461.5	492.0
误差/%				1.45	-1.76	-1.23	1.76	1.51	1.82
年份	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007
历史值/ 亿 kWh	501.7	559.9	593.6	646.5	746.0	822.4	922.7	990.2	1072
ECM/ 亿 kWh	519.4	535.7	600.1	649.8	710.8	818.9	908.7	999.6	1091.1
误差/%	3.52	-4.32	1.09	0.51	-4.71	-0.43	-1.51	0.96	1.74

5 结论与分析

本文基于对经典突变理论的分析, 指出了应用重大突发性事件或其他相关信息确定突变点时存在主观性较大的缺点, 将 GMDH 理论和变结构协整分析理论相结合, 首先提出了应用 GMDH 理论搜索突变点, 并进一步建立了相应的变结构协整模型, 建模过程及应用实例结果计算分析表明:

(1) 本模型利用 GMDH 方法自动搜索突变点, 能够通过全面客观地减少主观判断带来的偏误, 从而后续所建立的变结构协整分析预测模型奠定基础。

(2) 结合经济实际情况来看, 1990 年以后, 随着我国改革开放的不断深入, 能源经济效率逐年上升, 从一定程度上降低了电力长期弹性; 而自 1999 年以后, 随着全社会电气化进程的加快, 尤其是部分高耗能行业电价优惠政策的推出, 导致短期内我国以及大部分省市的电力消费弹性系数呈现出逐年上升的趋势。式 (6) 及式 (7) 模型里的系数 $(dload/load)/(dGDP/GDP)$ 有电力需求弹性系数的经济学意义, 反映了国内生产总值对用电量的边际贡献。而本文所建立的预测模型中对应系数表明, 1999 年之前该地区的电力弹性系数平均为 0.665, 而 1999 年以后电力弹性系数则上升为 0.978, 而该地区上述两个时段内电力消费弹性系数的实际值分别为 0.628 和 0.92, 模型预测结果与该地区相应时期内经济发展和电力需求结构的变化特点相一致, 验证了本文模型的有效性; 就今后较长一段时间的发展而

言, 由于我国节能减排政策的推出和经济结构的调整以及工业化进程的推进, 使得电力消费弹性系数将趋于逐步减小^[17]。

(3) 误差修正模型能从长期、短期两个方面刻画出用电量和国内生产总值的关系。由式(7)可以发现, 就长期而言: 用电量和国内生产总值有着长期稳定的正向相关关系, 这一点由结论(2)中弹性系数的结果可以得知。而从短期来看: 式(8)中的 ECM 项的系数则反映了短期内 $Lnload_t$ 的波动远离长期均衡项时, 误差修正机制对短期波动偏离长期均衡的调整力度, 式中 ECM 项的系数为负值, 表明当用电量偏离 GDP 的长期均衡关系时, 有将用电量拖回均衡位置的引力。

参考文献

- [1] 张晓进. 协整变结构问题研究[M]. 武汉: 华中科技大学, 2006.
- [2] 刘印旭, 张世英. 变结构非线性协整系统的预测方法[J]. 统计与决策, 2007, 10(1): 4-6.
LIU Yin-xu, ZHANG Shi-ying. Forecasting method based on variable structure co-integration theory[J]. Statistics and Decision, 2007, 10(1): 4-6.
- [3] 杨宝臣, 张世英. 部分协整型协整变结构检验[J]. 系统工程学报, 2005, 20(3): 239-255.
YANG Bao-chen, ZHANG Shi-ying. Testing of partially variable structure co-integration[J]. Journal of Systems Engineering, 2005, 20(3): 239-255.
- [4] 张世英. 变结构建模与系统的变结构问题[J]. 统计与决策, 2007, 10(5): 11-14.
ZHANG Shi-ying. Model of variable structure[J]. Statistics and Decision, 2007, 10(5): 11-14.
- [5] 刘光中, 颜科琦, 康银劳. 基于自组织理论的GMDH神经网络算法及应用[J]. 数学的实践与认识, 2001, 31(4): 464-469.
LIU Guang-zhong, YAN Ke-qi, KANG Yin-lao. GMDH-type neural network algorithm and its application[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2001, 31(4): 464-469.
- [6] 高铁梅, 等. 计量经济分析方法与建模——Eviews应用及实例[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [7] 郭建平, 何建敏. 我国经济增长与利用外资的变结构协整分析[J]. 数理统计与管理, 2007, 27(2): 273-278.
GUO Jian-ping, HE Jian-min. Co-integration analysis with structural changes between foreign capital and economic growth in China[J]. Application of Statistics and Management, 2007, 27(2): 273-278.
- [8] 梁琪, 滕建州. 中国宏观经济和金融总量结构变化及因果关系研究[J]. 经济研究, 2006, 10(1): 11-22.
LIANG Qi, TENG Jian-zhou. Structural change of Chinese macroeconomic and financial series and causality analysis[J]. Economic Research Journal, 2006, 10(1): 11-22.
- [9] 李翔, 高山, 陈昊. 基于变结构协整理论的中长期电力负荷预测模型[J]. 电网技术, 2007, 31(9): 48-52.
LI Xiang, GAO Shan, CHEN Hao. A new medium-and long-term load forecasting model based on variable structure cointegration theory[J]. Power System Technology, 2007, 31(9): 48-52.
- [10] 吕然, 王海. 电力工业与国民经济增长关系的协整分析[J]. 山东煤炭科技, 2008, 5(2): 38-39.
Lü Ran, WANG Xun. Co-integration relationship between electric industry and economic growth in China[J]. Shandong Coal Science and Technology, 2008, 5(2): 38-39.
- [11] 陈汉利, 马超群, 秦滔. 中国电力需求的结构突变单位根过程研究[J]. 中国电力, 2005, 38(10): 7-10.
CHEN Han-li, MA Chao-qun, QIN Tao. Study on the unit root process of structure change for China's electric power demand [J]. Electric Power, 2005, 38(10): 7-10.
- [12] 陈昊, 吴杰, 高山. 基于协整理论的负荷预测新方法[J]. 中国电力, 2007, 40(7): 61-64.
CHEN Hao, WU Jie, GAO Shan. A new load forecasting method based on co-integration[J]. Electric Power, 2007, 40(7): 61-64.
- [13] 贺昌政. 自组织数据挖掘与经济预测[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [14] Ivakhnenko A G, Ivakhnenko G A. The review of problems solvable by algorithms of the group method of data handling (GMDH) [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 1995, 5(4): 527-535.
- [15] 张珂瑜, 田益祥, 徐运保. 基于GMDH结构突变点和两水平算法的预测[J]. 湖南科技大学学报, 2008, 23(1): 80-83.
ZHANG Ke-yu, TIAN Yi-xiang, XU Yun-bao. Forecast based on GMDH structural mutation points and two-level algorithm[J]. Journal of Hunan University of Science & Technology, 2008, 23(1): 80-83.
- [16] Ivakhnenko A G. Heuristic self-organization in problems of engineering cybernetics[J]. Automatica, 1970, 6(2): 207-219.
- [17] 朱忠烈, 杨宗麟, 程浩忠, 等. 节能减排背景下电力需求分析预测研究[J]. 华东电力, 2009, 33(5): 703-707.
ZHU Zhong-lie, YANG Zong-lin, CHENG Hao-zhong, et al. Power demand forecasting in context of energy-saving and emission reduction[J]. East China Electric Power, 2009, 33(5): 703-707.

收稿日期: 2009-11-13; 修回日期: 2010-03-25

作者简介:

顾洁(1971-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为电力市场及电力系统优化. E-mail: gujie@sjtu.edu.cn