

基于概念格的神经网络日最大负荷 预测输入参数选择

任海军^{1,2}, 张晓星¹, 肖波³, 周 淦¹

(1. 重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044;
2. 重庆大学 软件工程学院, 重庆 400044; 3. 重庆市电力公司 城区供电局, 重庆 400050)

摘要: 针对电力系统中影响负荷预测精度的众多因素如何选择问题, 提出一种概念格属性约简算法, 采用该算法挖掘出与待预测负荷量相关性较大的各属性作为神经网络预测模型的输入参数, 降低了输入参数规模, 确保了负荷预测模型输入参数的合理性, 解决了神经网络模型输入参数的确定问题. 通过对重庆市某区实际日最大负荷数据的计算分析, 结果表明该算法提高了神经网络模型的预测精度, 从而证实了所提出约简算法的合理性和有效性.

关键词: 神经网络; 概念格; 属性约简; 负荷预测

中图分类号: TP181 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2011)01-0087-06

Input Parameters Selection in Neural Network Load Forecasting Mode Based on Concept Lattice

REN Hai-jun^{1,2}, ZHANG Xiao-xing¹, XIAO Bo³, ZHOU Quan¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
3. Chengdu Power Supply Bureau, Chongqing Electric Power Company, Chongqing 400050, China)

Abstract: There are many factors to affect the accuracy of load forecasting. The problem is how to choose the factors. To solve the problem, an attribute reduction algorithm of concept lattice was introduced. We chose a property parameter that has good relativity to forecasting load as the input parameter of the forecasting model of neural network. It reduces the scope of the input parameters, ensures the rationality of input parameters of the forecasting model, and solves the problem how to determine the input parameters of the neural network model. The actual data of the maximum load in some place of Chongqing City was calculated. The results show the prediction accuracy of neural network model is improved with such a method, and reduction algorithm is reasonable and effective.

Key words: neural network; concept lattice; attribute reduction; load forecasting

神经网络广泛应用于短期负荷预测, 为了得到精确的预测结果, 除了负荷因素外, 通常将温度、湿度、降雨量等气象因素及日期类型、时间等作为神经网络的输入参数^[1], 可以在一定程度上提高负荷预测精度, 但神经网络模型输入参数过多将导致网络结构复杂及训练费时, 也容易陷入局部最小值

收稿日期: 2010-04-11.

作者简介: 任海军(1978—), 男, 汉族, 博士研究生, 副教授, 从事负荷预测的研究, E-mail: jhren@cqu.edu.cn.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 973 项目基金(批准号: 2009CB724501)和中央高校基本科研业务费基金项目(批准号: 10090002).

问题^[2],降低神经网络预测的性能.目前,一般根据经验进行输入变量的选择,各输入变量对输出值影响的重要性无法体现,输入输出间的实际关系不能得到准确反映^[3].因此,如何从大量的影响因素中选择对期望输出影响最大的因素,组成一个有效、足够的输入变量集,成为神经网络方法亟待解决的问题.

概念格^[4]是根据数据集中对象与属性间的二元关系建立的一种概念层次结构,体现了概念间的泛化和特化现象.每个概念都是对象(外延)与属性(内涵)的统一体,本质上描述了对象与属性间的联系,因此适合用于提取规则型知识.仅通过神经网络属性组合以及结构等不能确定的问题,可以使用概念格进行辅助分析;同理,概念格对噪声敏感且泛化能力弱等问题,也可以用神经网络的容错和推广能力以及自组织等优点弥补^[5].本文通过引入基于概念格的属性约简算法选择与待预测负荷量相关性较大的参数作为神经网络预测模型的输入参数,充分保证了预测模型输入参数的合理性和科学性,且能大量减少神经网络模型的计算规模.

1 概念格属性约简

1.1 基本概念和性质

概念格所分析的数据一般用形式背景(formal context)表示.

定义1^[4] (G, M, I) 称为形式背景,其中: $G = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为对象集,每个 $x_i (i \leq n)$ 称为对象; $M = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 为属性集,每个 $a_j (j \leq m)$ 称为属性; I 为 G 和 M 之间的二元关系, $I \subseteq G \times M$.若 $(x, a) \in I$,则称 x 具有属性 a ,记为 xIa .

经典概念格定义中,用1表示 $(x, a) \in I$,用0表示 $(x, a) \notin I$,从而形式背景可以表示为只有0和1的表格.

对于形式背景 (G, M, I) ,在对象集 $X \subseteq G$ 和属性集 $B \subseteq M$ 上分别定义运算:

$$X^* = \{a \mid a \in M, \forall x \in X, xIa\}, \quad (1)$$

$$B^* = \{x \mid x \in G, \forall a \in B, xIa\}. \quad (2)$$

$\forall x \in G$,记 $\{x\}^*$ 为 x^* ; $\forall a \in M$,记 $\{a\}^*$ 为 a^* ;若 $\forall x \in G, x^* \neq \emptyset, x^* \neq M$,且 $\forall a \in M, a^* \neq \emptyset, a^* \neq G$,则称形式背景 (G, M, I) 是正则的. X^* 表示 X 中所有对象共同具有的属性集合, B^* 表示共同具有 B 中所有属性的对象集.

定义2^[5] 设 (G, M, I) 为形式背景,如果一个二元组 (X, B) 满足 $X^* = B$,且 $X = B^*$,则称 (X, B) 是一个形式概念,简称概念.其中: X 称为概念的外延; B 称为概念的内涵.

形式背景 (G, M, I) 的概念可以用超概念与子概念的关系定义它们之间的偏序关系:

$$(X_1, B_1) \leq (X_2, B_2) \Leftrightarrow X_1 \subseteq X_2 (\Leftrightarrow B_1 \supseteq B_2), \quad (3)$$

其中“ \leq ”是 (G, M, I) 上的偏序关系.

(G, M, I) 所有概念的偏序集记为 $L(G, M, I)$,称为概念格,其中,上确界与下确界的定义如下:

$$(X_1, B_1) \wedge (X_2, B_2) = (X_1 \cap X_2, (B_1 \cup B_2)^*), \quad (4)$$

$$(X_1, B_1) \vee (X_2, B_2) = ((X_1 \cup X_2)^*, B_1 \cap B_2). \quad (5)$$

形式背景 (G, M, I) 的概念有以下基本性质($\forall X_1, X_2, X \subseteq G$ 且 $\forall B_1, B_2, B \subseteq M$):

- 1) $X_1 \subseteq X_2 \Rightarrow X_2^* \subseteq X_1^*, B_1 \subseteq B_2 \Rightarrow B_2^* \subseteq B_1^*$;
- 2) $X \subseteq X^{**}, B \subseteq B^{**}$;
- 3) $X^* = X^{***}, B^* = B^{***}$;
- 4) $X \subseteq B^* \Leftrightarrow B \subseteq X^*$;
- 5) $(X_1 \cup X_2)^* = X_1^* \cap X_2^*, (B_1 \cup B_2)^* = B_1^* \cap B_2^*$;
- 6) $(X_1 \cap X_2)^* \supseteq X_1^* \cup X_2^*, (B_1 \cap B_2)^* \supseteq B_1^* \cup B_2^*$;
- 7) (X^{**}, X^*) 和 (B^*, B^{**}) 都是概念.

若 (X_1, B_1) 和 (X_2, B_2) 是概念,则

$$(X_1, B_1) \wedge (X_2, B_2) = (X_1 \cap X_2, (B_1 \cup B_2)^{**}), \quad (6)$$

$$(X_1, B_1) \vee (X_2, B_2) = ((X_1 \cup X_2)^{**}, B_1 \cap B_2) \quad (7)$$

也是概念, 从而 $(L(G, M, I), \leq)$ 是完备格, 一般简记为 $L(G, M, I)$.

概念格基于形式背景, 描述了对象和属性间的联系, 表明了概念间的泛化和特化关系. 对于形式背景, 如果 (X_1, B_1) 是 (X_2, B_2) 的亚概念, (X_2, B_2) 是 (X_1, B_1) 的超概念, 则 (X_1, B_1) 具有较少的外延, 较多的内涵, 是 (X_2, B_2) 的特化; (X_2, B_2) 具有较多的外延, 较少的内涵, 是 (X_1, B_1) 的泛化.

定义 3^[6] 设 $L(G, M_1, I_1)$ 和 $L(G, M_2, I_2)$ 是两个概念格, 如果对于任意的 $(X, B) \in L(G, M_2, I_2)$, 总存在 $(X', B') \in L(G, M_1, I_1)$, 使得 $X' = X$, 则称 $L(G, M_1, I_1)$ 细于 $L(G, M_2, I_2)$, 记作

$$L(G, M_1, I_1) \leq L(G, M_2, I_2). \quad (8)$$

如果 $L(G, M_1, I_1) \leq L(G, M_2, I_2)$ 且 $L(G, M_2, I_2) \leq L(G, M_1, I_1)$, 则称两个概念格同构, 记作

$$L(G, M_1, I_1) \cong L(G, M_2, I_2). \quad (9)$$

在形式背景 (G, M, I) 下, $\forall D \subseteq M$, 记 $I_D = I \cap (G \times D)$, 则 (G, D, I_D) 也是一个形式背景. 对于运算 $X^* (X \subseteq G)$, 在 (G, M, I) 下还用 X^* 表示, 在 (G, D, I_D) 下用 X^{*D} 表示. 显然 $I_M = I$, $X^{*M} = X^*$, $X^{*D} = X^{*M} \cap D = X^* \cap D$, $X^{*D} \subseteq X^*$.

定理 1^[7] 设 (G, M, I) 是形式背景, $\forall D \subseteq M, D \neq \emptyset$, 总有 $L(G, M, I) \leq L(G, D, I_D)$.

信息系统中的知识并不是同等重要的, 甚至其中某些知识是冗余的, 因此需要在保持知识库分类能力不变的条件下, 删除其中不相关的知识, 即知识约简. 约简中不包含冗余属性, 所以求约简的关键问题在于删除冗余属性.

定理 2^[7] 对于任何形式的形式背景 (G, M, I) , 约简一定存在.

定理 3^[7] 在信息系统 $IS = \langle U, A, V, f \rangle$ 中, 对于属性集 $P, Q \subseteq A, P \cap Q = \emptyset$, 如果 $P \Rightarrow Q$, 则 Q 为信息系统的冗余属性.

推论 1^[7] 在决策表 $\langle U, C \cup D, V, f \rangle$ 中, 对于属性集 $P, Q \subseteq C, P \cap Q = \emptyset$, 如果 $P \Rightarrow Q$, 则 Q 为决策表的相对冗余属性.

定义 4^[7] 若有属性集 P, Q 满足 $P \Rightarrow Q$, 称 P 为蕴涵集, Q 为冗余集.

定义 5^[7] 对给定背景形式 $K = (G, M, I)$ 形成的概念格 L_k 及 $Q \subseteq M$, 若 L_k 中存在概念 $C = (A, B)$, 且对 $\forall C_1 \in M_Sup(C)$ 满足: $Q \subseteq B, Q \not\subseteq Int(C_1)$, 则称概念 C 为 Q 的首概念, 记作 $FC(Q)$.

由定理 3 可知冗余属性是通过蕴含关系判断的, 如果推出类似于 $P \Rightarrow Q$ 的蕴含关系, 则可以判断出冗余属性. 因此, 可通过如下定理判定蕴涵关系.

定理 4^[7] 对给定形式背景 $K = (G, M, I)$ 形成的概念格 $L_k, P, Q \subseteq M, P \Rightarrow Q$ 的充分必要条件是 $C(P) \leq FC(Q)$. 即对 $\forall FC(Q)$,

$$\{P \not\subseteq Int(Sup(FC(Q)))\} \wedge \{P \subseteq Int(FC(Q)) \vee P \subseteq Int(Sub(FC(Q)))\},$$

其中, $C(P)$ 表示内涵包含 P 的概念.

推论 2^[7] 设决策属性为 D , 条件属性的子集 P 满足 $P \Rightarrow D$, 则 $C(P) \leq FC(D)$.

对于一个决策表 $\langle U, C \cup D, V, f \rangle$, 如果条件属性集 $P \subseteq C$ 满足 $IND(P) \subseteq IND(D)$, 即 $P \Rightarrow D$, 同时 P 具有独立性, 则称 P 为决策表的一个约简. 所以如果存在属性集 P 满足 $P \Rightarrow D$, 则 P 即为一个潜在的约简. 由定理 3 及推论 2 给出蕴涵关系的判定可知: $P \Rightarrow D \Leftrightarrow C(P) \leq FC(D)$.

定义 6^[8] 满足 $C(P) \leq FC(D)$ 的属性集 P 称为决策表的潜约简.

定义 7^[8] 满足 $FC(D) < C(P)$ 的属性集 P 称为决策表的非约简.

定理 5^[8] 对于形式背景 $K = (G, M, I)$ 形成概念格 L_k , 对任意属性 M 的首概念 $FC(M)$, $Int(M_Sup(FC(M)))$ 为决策表的非约简.

定理 6^[8] 在决策表 $\langle U, C \cup D, V, f \rangle$ 对应的概念格中, $C\text{-attrib}(B)$ 是条件属性的核元素当且仅当对于概念 (A, B) , $attrib(B) \subseteq C$ 且 $|C\text{-attrib}(B)| = 1$.

定理 7^[8] 在决策表 $\langle U, C \cup D, V, f \rangle$ 对应的概念格中存在概念 (A, B) , $attrib(B) = C$, 当且仅当 A 中的对象具有不一致性.

1.2 基于概念格理论的属性约简算法

概念格约简就是在保持对象集不变的前提下,寻找最小的属性子集,它能完全确定形式背景上的概念及层次结构,即由最小属性子集确定的概念格与全体属性确定的概念格同构.本文采用基于概念格理论的属性约简算法^[7],算法描述如下:

1) 构建概念格,判断并删除冗余属性.在渐近式构造概念格算法中,先根据上下文由单个属性确定初始概念,并逐个纵向插入所有由单个属性形成的初始概念.在插入单个属性 Q 所对应的初始概念时,如果存在属性 P ,对于所有内涵包含 P 的概念, Q 所对应的初始概念,只作为 $C(P)$ 的父概念插入或合并内涵插入,则由定理4可得 $P \Rightarrow Q$, Q 为冗余属性,删除 Q .

2) 检查一致性.概念格构造完后,扫描整个概念格,如果存在定理7所述的节点,则可以判断该决策表是非一致的,程序结束,否则是一致的,执行下一步.

3) 求核.遍历整个概念格,找出满足定理6条件的概念,迅速得到决策表的核.

4) 求约简.在2)扫描概念格的同时,依据推论2找出所有的潜约简和非约简.

5) 约简.对于某个潜约简 A 和非约简 B ,若满足 $A \subseteq B$,则删除潜约简 A ;对于潜约简 A_1, A_2 ,若 $A_1 \subseteq A_2$,则 A_2 不满足独立性,删除 A_2 .

算法完成后最终保留的潜约简即为决策表的约简,可输出所有相对核和相对约简.该算法由于采用概念格作为知识表示形式,因此具有很强的结构性,使基于概念格理论的约简过程很直观^[8];同时,在构建概念格过程中删除了部分冗余属性,缩减了概念格的规模,提高了建格效率;概念格构造完后,通过扫描概念,求取所有的潜约简,并通过概念的蕴含关系删除潜约简中的非约简和不满足独立性的潜约简,最终求得完备约简,从而降低了求约简的复杂度^[9].

2 对电力短期日最大负荷预测模型输入参数的挖掘

2.1 条件属性的建立

条件属性集 C 由与待预测电力负荷可能相关的各属性构成.由于配电网短期负荷变化具有日周期性,所以选择待预测日当天、前三天、前两周同一天的历史负荷数据及各种气象因子等^[10].选择的气象因子包括与负荷关联最大的天气类型、最高和最低综合温度指数(实感温度、舒适度指数和寒湿指数)、降雨量等^[11].气象因子与负荷因子构成的条件属性共46个.

以预测日最高负荷值 $L(d)$ 决策属性和待预测日前两月内每天各属性的值为实例构建信息系统的论域,组成一个47个属性(46个条件属性+决策属性)、60个实例的 47×60 数据表,建立起需要的关系数据表.

2.2 对属性值的离散化

由于概念格只能处理离散数据,因此在应用概念格属性约简算法前必须将连续的属性值转化为离散属性值,属性值离散化方法较多,如等距离或等频率划分法^[12]、SmiNaiveScaler算法、基于布尔逻辑和粗集理论的离散化算法等,本文采用经典的最小信息熵离散化算法(recursive minimal entropy partition,简称RMEP算法)对属性数据进行离散化^[13].

3 对电力日最大负荷预测模型条件属性的约简

首先以重庆市某区2008-07-20~2008-09-20的电力负荷及各气象因子为样本数据,挖掘出和配电网短期负荷属性取值关系最紧密的约简属性集.通过概念格属性约简算法进行属性约简,得出最后约简属性集只含9个属性,见表1.由表1可见,虽然最初的条件属性多达46个,但经概念格属性约简算法约简后,属性个数大幅度减少.再将样本数据更新为2009-07-20~2009-09-20,经过概念格属性约简算法处理后,结果约简集变为表2.

由两年夏季的样本对比可见,两个约简集存在相似处:预测日的天气类型和最高舒适度指数、前一日最大负荷和平均负荷、一周前同一天的最高舒适度指数和最大负荷为相同因素,这几项指标对夏季最大负荷的影响最大.2008年夏季的指标多出一项降雨量指标,对比气象局资料可见,2008年夏

季重庆阴雨天数比 2009 年夏季多, 降雨量大, 高温天气少, 2008-08 ~ 2008-09 高于 35 ℃ 的高温天数为 9 d, 2009 年同期高于 35 ℃ 的高温天数为 22 d, 天气相对凉爽, 降低了空调和制冷负荷的利用率, 对电力负荷产生了影响. 以上分析表明了属性约简的正确性.

表 1 2008-07-20 ~ 2008-09-20 的约简集属性表

Table 1 Reduction set attributes of 2008-07-20—2008-09-20

属 性	日				周
	d	d-1	d-2	d-3	w-1
天气类型	√				—
最高实感温度		√			√
最高舒适度指数	√				
最低舒适度指数		√			
降雨量		√			—
最大负荷	决策属性	√	√		√
平均负荷	—				

表 2 2009-07-20 ~ 2009-09-20 的约简集属性表

Table 2 Reduction set attributes of 2009-07-20—2009-09-20

属 性	日				周
	d	d-1	d-2	d-3	w-1
天气类型	√				—
最高实感温度	√	√			
最低实感温度					
最高舒适度指数		√			√
最大负荷	决策属性	√			√
平均负荷	—	√			

为比较输入变量选择对预测精度的影响, 分别将 2008-07-20 ~ 2008-09-20 的数据作为训练样本, 2008-09-21 ~ 2008-09-30 的数据作为校验样本. 在相同训练集和校验集的基础上, 采用相同的 RBF 神经网络结构和学习方法比较两种方法的结果. 其中方法 1 为经验选取预测日最高温度、前三日最大日负荷和前一周最大日负荷作为输入参数的神经网络; 方法 2 为采用属性约简后的属性作为输入参数的神经网络. 两种方法日最大负荷预测的比较结果列于表 3.

表 3 两种方法的最大日负荷预测值及误差比较

Table 3 Day peak load forecasting result and error by two methods

日 期	实际最大负荷/ (万 kW)	方法 1		方法 2(本文)	
		预测值	相对误差	预测值	相对误差
2008-09-21	61.10	59.66	2.36	60.10	1.64
2008-09-22	75.50	78.33	-3.75	73.88	2.15
2008-09-23	80.90	78.79	2.61	81.81	-1.13
2008-09-24	77.60	76.10	1.93	76.92	0.87
2008-09-25	68.98	70.68	-2.46	67.85	1.64
2008-09-26	63.90	62.72	1.85	63.50	0.63
2008-09-27	64.20	64.87	-1.05	64.53	-0.51
2008-09-28	53.22	51.93	2.43	52.41	1.52
2008-09-29	43.08	40.63	5.68	42.05	2.39
2008-09-30	39.99	37.56	6.07	38.84	2.87
平均误差			3.02		1.54

预测结果表明, 条件属性约简后的属性集应用于神经网络进行负荷预测能有效提高负荷预测的精度, 降低负荷预测误差. 经查阅气象记录, 2008-09-29 ~ 2008-09-30 重庆小到中雨或阵雨, 气候条件发生较大变化, 本文方法仍能保持较高的预测精度.

综上所述, 本文通过引入电力负荷相关属性的数据挖掘方法——概念格理论, 给出了一种基于概

念格理论的约简算法,通过判断属性间的蕴涵关系,求取所有的潜约简,最终求得核约简,采用概念格理论中的属性约简算法挖掘出待预测负荷相关性较大的属性用于作为神经网络模型输入参数,确保神经网络日最大负荷预测模型输入参数规模减少,提高了算法效率,解决了神经网络日最大负荷预测模型输入参数的确定问题.通过对重庆某区实际日最大负荷数据的计算分析,证实了所提出约简算法的合理性和有效性,提高了短期负荷预测精度.

参 考 文 献

- [1] QU Ren-hui, SONG Li-hua, DI Chao-sheng. Chaotic Time Series Prediction Based on Recursive Networks [J]. Journal of Jilin University: Information Science Edition, 2008, 26(2): 136-140. (曲仁慧,宋丽华,邸朝生.基于递归网络的混沌时间序列预测[J].吉林大学学报:信息科学版,2008,26(2):136-140.)
- [2] HE Rong, ZENG Gang, YAO Jian-gang, et al. Application of Weather Sensitivity Neural Network Model in Short-Term Load Forecasting on Area [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001(17): 32-35. (贺蓉,曾刚,姚建刚,等.天气敏感型神经网络在地区电网短期负荷预测中的应用[J].电力系统自动化,2001(17):32-35.)
- [3] HU Cai-ping, QIN Xiao-lin. Prediction Models for Spatial Data Based on Spatial Autocorrelation [J]. Journal of Jilin University: Information Science Edition, 2009, 27(6): 601-606. (胡彩平,秦小麟.融合空间自相关的空间数据预测模型[J].吉林大学学报:信息科学版,2009,27(6):601-606.)
- [4] Wille R. Restructuring Lattice Theory: An Approach Based on Hierarchies of Concepts [M]. Ordered Sets. Boston: Reidel, 1982: 445-470.
- [5] Ganter B, Stumme G, Wille R. Formal Concept Analysis: Foundations and Applications [M]. Berlin: Springer, 1999.
- [6] Tonella P. Using a Concept Lattice of Decomposition Slices for Program Understanding and Impact Analysis [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2003, 29(6): 495-509.
- [7] ZHANG Wen-xiu, WEI Ling, QI Jian-jun. Attribute Reduction of Concept Lattice Theory and Method [J]. Science in China Ser E: Information Sciences, 2005, 35(6): 628-639. (张文修,魏玲,祁建军.概念格的属性约简理论与方法[J].中国科学E辑:信息科学,2005,35(6):628-639.)
- [8] HU Xue-gang, XUE Feng, ZHANG Yu-hong, et al. Attribute Reduction Methods of Decision Table Based on Concept Lattice [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(4): 624-629. (胡学钢,薛峰,张玉红,等.基于概念格的决策表属性约简方法[J].模式识别与人工智能,2009,22(4):624-629.)
- [9] HU Xue-gang. Knowledge Extracted from the Database Model [D]: [Ph D Thesis]. Hefei: School of Computer & Information, Hefei University of Technology, 2000. (胡学钢.从数据库中提取知识的模型研究[D]:[博士学位论文].合肥:合肥工业大学计算机与信息学院,2000.)
- [10] GAO Shan, SHAN Yuan-da. Novel Input Variable Selection for Ann Short-Term Load Forecasting [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(22): 41-44. (高山,单渊达.神经网络短期负荷预测输入变量选择新方法[J].电力系统自动化,2001,25(22):41-44.)
- [11] ZHANG Xiao-xing, ZHOU Quan, REN Hai-jun, et al. Input Parameters Selection in Short-Term Load Forecasting Model Based on Incremental Reduction Algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(13): 40-43. (张晓星,周泉,任海军,等.基于增量约简算法确定电力负荷预测模型输入参数[J].电力系统自动化,2005,29(13):40-43.)
- [12] CHENG Qi-yun. Reserach on Power Short-Term Load Forecasting Model and Method Based on Date Mining [D]: [Ph D Thesis]. Chongqing: Electrical Engineering College, Chongqing University, 2004. (程其云.基于数据挖掘的电力短期负荷预测模型及方法的研究[D]:[博士学位论文].重庆:重庆大学电气工程学院,2004.)
- [13] 张书余.城市环境气象预报技术[M].北京:气象出版社,2002: 5.