

电力中长期负荷模糊优选组合预测方法的研究

何焱¹, 黄静²

(1. 西南电力设计院, 四川 成都 610021; 2. 四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

摘要:传统中长期电力负荷组合预测方法在确定权系数时,由于没能充分考虑各单一预测模型拟合值与历史实际值之间的多种误差信息,而使预测结果不够理想。为此,选取多种误差作为评价单一模型优劣的指标,引入多目标系统模糊优选理论,结合熵权法客观分配各种误差指标的权重,在全面考虑多种误差信息的情况下,通过求取各单一模型预测精度对“优”的隶属度,确定组合预测模型的权系数。算例分析表明,该组合预测模型能够有效地提高预测精度。

关键词:中长期负荷; 组合预测; 多误差指标; 熵权法; 模糊优选

Abstract: Because the forecasting results and multiple estimation errors for single forecasting methods have not been considered deeply in traditional combination forecasting methods of middle and long term power load, the forecasting results can not meet the requirements. Therefore, multiple errors are used to be the measuring index for single forecasting method and the multiple objectives fuzzy optimization theory is introduced to determine the combination method. The entropy weight method is used to distribute the weights of errors. One power system is used to validate the proposed method. The forecasting results and the comparison with the existing methods show that this method is more precise and more effective.

Key words: middle and long term load; combination forecasting; multiple error index; entropy weight method; fuzzy optimization

中图分类号: TM714 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2011)05-0038-05

0 引言

中长期负荷预测是电力系统规划、企业经营决策的基础,预测结果的准确性对电网投资与建设、社会经济和人民生产、生活等有重要影响^[1-2]。由于中长期负荷预测涉及的时间长,影响因素复杂,很多影响因素可获得的样本少,变化规律和对负荷的影响规律复杂,尤其对于经济持续、快速发展的中国,准确预测中长期负荷困难,因此,中长期负荷预测始终是电力企业和学者们关心和研究的重要课题。

现有预测方法总体上可分为单一预测法和综合预测法两大类。其中,单一预测法主要有:单耗法、趋势外推法、弹性系数法、回归分析法、模糊预测法、灰色模型法、人工神经网络法、专家系统法等^[1-9]。各种单一预测法都是对实际负荷系统的简化和抽象,分别从不同角度对负荷系统进行模拟,但其变量和参数均有一定的局限性。组合预测法通过对单一预测值进行加权综合得到预测值,能综合单一方法的优点,是中长期负荷预测的研究热点^[10-18]。但是,现有组

合预测模型在确定优组合权系数时,目标准则大多仅考虑了对某单一误差指标的改善,综合结果精度提高水平仅相对于给定的误差指标,而各种预测方法的预测值与真实值之间的误差中包含着预测方法的诸多信息,仅对某个误差指标进行考虑是不够的。

为了反映不同的误差指标对组合权重的影响,文献[13]提出利用熵权法构建多误差指标评价体系,使得组合预测的精度得到一定的提高。在前人的基础上,引入多目标系统模糊优选理论,将组合预测视为一个多目标决策问题,运用熵权法计算各误差评价指标的相对权重,在综合考虑各误差指标的情况下分析各单一模型拟合精度的优劣,根据其概念“优”的隶属度确定其在组合预测中的权系数。仿真结果表明,该模型能够有效地提高预测精度,具有较好的预测效果。

1 组合预测模型与误差分析

设组合预测由 m 个单一预测模型组成,记 $(i = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, n)$ 表示第 i 种预测方法在

t 时刻的预测值,则 m 中预测方法的组合预测值为

$$\hat{y}_t = \sum_{i=1}^m w_i \hat{y}_{it} \quad (t = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

且 $\sum_{i=1}^m w_i = 1$, 其中 w_i 是第 i 种预测方法的权系数。组合预测面临的主要问题就是预测权系数的确定,其决定了单一模型在组合预测中的地位或比重。

实际上,每种预测方法的预测值和真实值之间的误差本身就包含着该预测方法的诸多信息,而取不同的预测误差,其所反映预测方法的信息是不同的^[13]。如以误差平方最小为寻优目标,当原始数据中存在奇异点时,其残差值会被放大,进而奇异点对可信度的影响也被放大,而这时若以误差绝对值之和最小为寻优目标,则不存在这种缩放影响^[17]。

为了全面研究各个单一预测方法及组合预测的预测效果,须制定一套切实可行的误差指标,按照预测效果评价原则和惯例,这里选取如下评价指标作为参考^[19]。

(1) 平均绝对误差: 由于预测误差有正有负,为了避免正负相抵消,故取误差的绝对值进行综合并计算其平均数,这是误差分析的综合指标法之一。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

式中 y_i 为实际值; \hat{y}_i 为预测值。以下同。

(2) 平方和误差: 平方和误差是预测误差的平方之和,它避免了正负误差不能相加的问题,是误差分析的综合指标法之一。

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

(3) 均方误差

$$MSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

(4) 平均绝对百分比误差

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} \quad (5)$$

(5) 均方百分比误差

$$MSPE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right)^2} \quad (5)$$

2 熵权法的基本原理

熵的概念源于热力学,后被香农引入信息论。熵权法是一种依据各指标所包含的信息量的大小来确

定其权重的客观赋权法^[13,14]。按照信息论基本原理的解释,信息是系统有序程度的一个度量,熵是系统无序程度的一个度量;如果指标的信息熵越小,该指标提供的信息量越大,在综合评价中所起作用理当越大,权重就应该越高。

在组合预测中,需要全面考虑 SSE、MAE、MSE、MAPE、MSPE 五种误差指标的相对权重,可以根据各单一模型预测结果的实际数据来确定各指标所包含的信息,并运用熵权法根据模型评价指标所包含信息量的大小确定其权重。

系统可能处于几种不同状态,若每种状态出现的概率为 $P_i (i = 1, 2, \dots, m)$, 则该系统的熵定义为

$$E = -k \sum_{i=1}^m P_i \ln P_i \quad (7)$$

设组合模型中有 m 种单一预测方法、 n 个评价指标,形成的原始指标数据矩阵为

$$R = (r_{ij})_{m \times n} \quad (8)$$

式中 r_{ij} 为第 i 种预测方法在第 j 个指标下的值, $1 \leq i \leq m; 1 \leq j \leq n$ 。

熵权法的计算步骤如下。

1) 由于各个指标的量纲不一致,所以首先对原始指标数据矩阵都归一化,即对原始指标数据矩阵 $R = (r_{ij})_{m \times n}$ 用线性比例变化作标准化处理,得到标准化矩阵。

$$R' = (r'_{ij})_{m \times n} \quad (9)$$

所指的误差指标为逆指标,即指标数据越小越好,其标准化公式为

$$r'_{ij} = \min_j r_{ij} / r_{ij} \quad (10)$$

式中 $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ 。

2) 计算第 j 个指标下第 i 个方案的指标值占全部方案取值之和的比重 P_{ij} 。

$$P_{ij} = r'_{ij} / \sum_{i=1}^m r'_{ij} \quad (11)$$

式中 $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ 。

3) 计算第 j 个指标的熵值。

$$E_j = -k \sum_{i=1}^m P_{ij} \ln P_{ij} \quad (12)$$

式中取 $k = 1/\ln m$, 则有 $0 \leq E_j \leq 1$ 。

4) 计算第 j 个指标的差异系数。

$$h_j = 1 - E_j \quad (13)$$

式中 $1 \leq j \leq n$ 。

5) 利用熵权法对指标赋值,得到第 j 个指标的权

重 即

$$w_j = h_j / \sum_{j=1}^n h_j \quad (14)$$

式中, $1 \leq j \leq n$ 。

3 多目标系统模糊优选理论与模型

决策的优劣,在优选识别过程中并不存在绝对分明的界限,具有中介过渡性,属于模糊概念^[20-21]。多目标系统模糊优选理论是利用工程模糊集理论中的相关概念,分别求出各子目标相对于优的隶属度和决策相对于优的隶属度,进而对决策的优劣进行识别,已在各个领域得到了广泛的应用^[22-26]。

设多目标决策系统有满足约束条件可供优选的 n 个决策,有 m 个评价因素或指标组成对该决策集的评价指标集。每一个评价指标对 n 个决策的评价可用指标特征量表示,则有指标特征量矩阵为

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} = (x_{ij}) \quad (15)$$

式中, x_{ij} 为第 j 个取值方案的第 i 个评价因素的指标特征量, $i=1, 2, \dots, m$; $j=1, 2, \dots, n$ 。

根据模糊集理论中的相对隶属度概念,由指标特征量矩阵求取各子目标的相对优属度矩阵。所谓相对优属度即是决策目标相对于优的隶属度,在优选与决策过程中,取决策集中目标的最大最小特征值作为上、下确界的相对值,构成参考极限的 2 个极值,避免绝对隶属度的主观任意性,体现了相对优的客观性。

$$\text{对越大越优型目标: } r_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (16)$$

$$\text{对越小越优型目标: } r_{ij} = \frac{x_{i\max} - x_{ij}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (17)$$

从而得到指标优属度矩阵为

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} = (r_{ij}) \quad (18)$$

根据优选的相对性,可由式(18)建立标准优等决策,作为优选比较的相对标准。优等决策 m 个指标的隶属度应是全体方案相应指标隶属度的最大值。于是以向量表示的优等决策表达式为

$$\vec{G} = (r_{11} \vee r_{12} \vee \cdots \vee r_{1n}, r_{21} \vee r_{22} \vee \cdots \vee r_{2n}, \cdots, r_{s1} \vee r_{s2} \vee \cdots \vee r_{sn})^T = (g_1, g_2, \dots, g_s)^T \quad (19)$$

按照类似的考虑,劣等决策 m 个指标的隶属度应是全体决策相应指标隶属度的最小值。则劣等方案的表达式为

$$\vec{B} = (r_{11} \wedge r_{12} \wedge \cdots \wedge r_{1n}, r_{21} \wedge r_{22} \wedge \cdots \wedge r_{2n}, \cdots, r_{s1} \wedge r_{s2} \wedge \cdots \wedge r_{sn})^T = (b_1, b_2, \dots, b_s)^T \quad (20)$$

式中, \vee, \wedge 为取大、取小运算符。

第 j 个决策可用向量式表示为

$$\vec{R} = (r_{1j}, r_{2j}, \dots, r_{sj})^T \quad (21)$$

于是第 j 个决策与优等取值决策的广义加权欧式距离为

$$\|\vec{W}(\vec{G}_j - \vec{B})\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m [W_i(g_i - r_{ij})]^2} \quad (22)$$

与劣等决策的广义加权欧式距离。

$$\|\vec{W}(\vec{R}_j - \vec{B})\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m [W_i(r_{ij} - b_i)]^2} \quad (23)$$

式(22)、式(23)中 W_i 为各第 i 项指标在指标集中的权重。

建立如下最优准则:全体决策的权距优距离平方与权距次距离平方之总和为最小,即目标函数为

$$\min\{F(\mu_j) = \sum_{j=2}^n \{[\mu_j \|\vec{W}(\vec{G} - \vec{R}_j)\|]^2 + [(1 + \mu_j) \|\vec{W}(\vec{R}_j - \vec{B})\|]^2\} \quad (24)$$

求目标函数式(24)的导数,且令导数为零,则得

$$\mu_j = \frac{1}{1 + \left[\frac{\|\vec{W}(\vec{G} - \vec{R}_j)\|}{\|\vec{W}(\vec{R}_j - \vec{B})\|} \right]^2} \quad (25)$$

μ_j 为第 j 个决策对概念“优”的隶属度。

由式(25)可知,若决策 j 的距优距离小于距劣距离,即

$\|\vec{W}(\vec{G} - R_j)\| < \|\vec{W}(R_j - \vec{B})\|$ 则其相对于优的隶属度 $\mu_j > 0.5$, 隶属于劣的相对隶属度 $\mu_j^c < 0.5$ 。

若决策 j 的距优距离大于距劣距离,即

$\|\vec{W}(\vec{G} - R_j)\| > \|\vec{W}(R_j - \vec{B})\|$ 则其相对于优的隶属度 $\mu_j < 0.5$, 隶属于劣的相对隶属度 $\mu_j^c > 0.5$ 。

4 基于模糊优选理论的中长期负荷组合预测模型及基本步骤

组合预测中,在对未来未知的情况下,各单一模型的权重系数可根据其对历史数据拟合的精度来确定,拟合精度高的权重系数大,拟合精度低的权重系数小。

然而,各种单一模型拟合精度的高与低,即其预测的优与次这一对立的观念,在划分过程中并不存在绝对分明的界限,它具有中介过渡性,是客观存在着的模糊概念。将组合预测视为一个多目标决策问题,选取能够全面评价各单一模型预测效果的多种误差指标作为优选理论的子目标,用熵权法确定各子目标的相对权重,计算各单一模型对模糊概念“优”的隶属度,进而得出其在组合预测中的权系数。其具体的计算步骤如下。

1) 单一模型的选择,并对历史值进行分析,选择合适的时间段进行预测。

2) 根据历史实际值和各单一模型对历史数据的拟合值得到5个误差指标下的指标特征量矩阵 $X = (x_{ij})$, x_{ij} 为第 j 个单一模型的第 i 个误差指标的指标特征量。

3) 将指标特征量矩阵转换为指标隶属度矩阵 $R = (r_{ij})$ 。误差指标量 x_{ij} 是越小越优型指标,其相对隶属度公式为

$$r_{ij} = \frac{x_{imax} - x_{ij}}{x_{imax} - x_{imin}} \quad (26)$$

式(26)的含义是:对 n 个单一预测模型集,第 i 个误差指标最小值,其指标隶属度为1;第 i 个指标误差最大值,其指标隶属度为0;介于两者之间的指标值,相应的指标隶属度介于区间(0,1)之间。

4) 用熵权法计算各指标的权向量 $W(i)$ 。

5) 求取各单一模型对“优”的隶属度 μ_j 。

6) 根据隶属度集 $\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_j]$, 确定各单一模型的权系数 w_i 。

$$w_i = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^j \mu_j} \quad (27)$$

7) 完成预测年的预测,并对预测结果进行分析,预测结束。

通过上述分析过程,基于模糊优选理论的中长期负荷组合预测方法的总体流程图如图1所示。

5 算例分析

5.1 原始数据

为了验证所提出的中长期电力组合预测方法的正确性,以某电网为例,并进行对比。

选用的3种单一预测模型分别为:线性回归模型(linear regression, LR)、灰色预测模型(GM(1,1))、

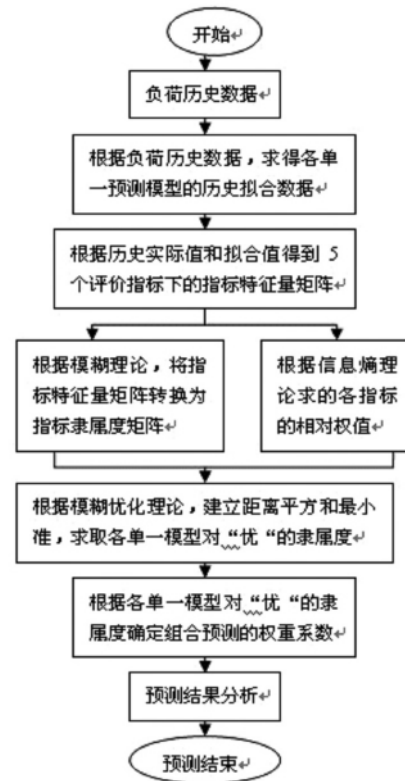


图1 基于模糊优选的中长期负荷组合预测流程图

正交信息修正偏最小二乘回归预测模型(orthogonal signal correction and partial least square, OSC-PLS)。

5.2 各单项预测模型和组合预测模型拟合效果

运用1999—2010年的数据作为建立预测模型所需数据,对该系统2011—2013年的年用电量进行预测,历史实际值和各单一模型历史拟合值见表1。

表1 该系统1990—2001年用电量历史值和各单一模型拟合值

年份	实际值 /GWh	LR/GWh	GM(1,1) /GWh	OSC-PLS /GWh
1999	1698.35	1830.42	1698.35	1755.663
2000	1883.65	1907.78	1969.62	1890.657
2001	2080.10	2014.40	2097.17	2026.738
2002	2284.39	2158.85	2232.98	2207.254
2003	2585.89	2353.17	2377.59	2417.613
2004	2585.89	2611.44	2531.56	2645.072
2005	2821.38	2743.95	2695.50	2764.141
2006	2838.18	2891.32	2870.06	2878.025
2007	3040.62	3054.74	3055.92	3027.847
2008	3077.72	3234.68	3253.82	3175.695
2009	3446.25	3430.53	3464.54	3363.538
2010	3788.16	3712.26	3688.90	3791.316

以表1中的数据为基础,采用所提出的组合预测方法对年用电量进行组合预测,同时采用等权平均组合预测方法(equal weight, EW)、方差-协方差组合预测方法(variance-covariance, MV)以及基于

信息熵(Entropy)的组合预测法进行对比。各组合预测方法拟合结果如表2所示

表2 各组合预测模型1990—2001年历史拟合值

年份	EW /GWh	MV(1,1) /GWh	Entropy /GWh	文中 /GWh
1999	1 759.71	1 755.97	1 761.28	1 746.67
2000	1 920.76	1 918.55	1 922.79	1 903.04
2001	2 044.05	2 046.44	2 046.23	2 037.79
2002	2 197.49	2 207.13	2 199.80	2 211.29
2003	2 380.40	2 395.69	2 382.81	2 411.33
2004	2 593.42	2 608.52	2 595.87	2 627.26
2005	2 731.79	2 743.23	2 734.44	2 753.37
2006	2 876.92	2 881.28	2 879.77	2 876.77
2007	3 043.12	3 044.28	3 046.17	3 032.25
2008	3 218.17	3 213.01	3 221.45	3 187.95
2009	3 416.11	3 409.18	3 419.61	3 379.38
2010	3 727.09	3 750.00	3 730.76	3 775.24

根据表2可绘制各组合预测模型的拟合效果图,如图2所示。

图2中的数据点表示各组合预测方法在拟合年份的平均绝对误差百分比。由图2和表2可以看出,所提出的组合预测模型拟合效果明显优于其余3种传统组合预测模型,能较好地模拟负荷的发展变化。

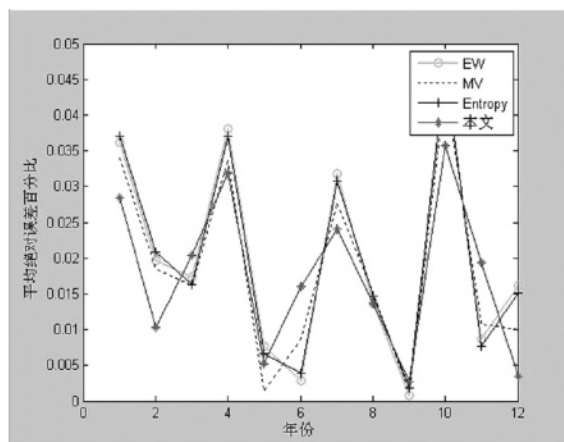


图2 各组合预测模型拟合效果图

5.3 预测效果分析

各单一预测方法对2011—2013年的预测值如表3所示。

表3 2011—2013年各单一预测方法预测结果

年份	实际值 /GWh	LR /GWh	GM(1,1) /GWh	OSC-PLS /GWh
2011	4 151.65	3 042.902	3 927.786	4 577.386
2012	4 818.41	3 689.413	4 182.146	4 763.683
2013	5 441.20	4 590.283	4 452.978	5 331.702

以表3数据为基础,EW、MV、Entropy以及所提

组合预测方法预测结果如表4。

表4 2011—2013年各组合方法模型预测结果

年份	EW /GWh	MV /GWh	Entropy /GWh	文中 /GWh
2011	3 845.5	4 089.2	3 850.3	4 475.4
2012	4 207.5	4 387.2	4 212.2	4 672.4
2013	4 786.8	4 937.4	4 791.1	5 193.8

由表4可知,其组合预测方法与实际值最为接近。现以MAE、SSE、MSE、MAPE、MSPE为评价指标对各模型的预测结果进行分析,如表5。

表5 各组合预测模型误差

	EW /GWh	MV /GWh	Entropy /GWh	文中 /GWh
MAE	523.78	332.42	519.18	239.05
SSE	89 8044.69	443 545.85	880 804.20	187 355.73
MSE	315.36	221.99	312.84	144.28
MAPE	0.106 9	0.065 7	0.106	0.051 3
MSPE	0.063 2	0.043 2	0.062 7	0.031 7

结果表明,相比于传统组合预测模型,所提的组合预测理论能显著减小预测误差,预测精度更高。

6 结论

提出了一种基于模糊优选理论的中长期电力负荷组合预测方法。选取MAE、SSE、MSE、MAPE、MSPE作为评价指标,运用多目标系统模糊优选理论对各单一模型的预测优、劣进行识别,根据各单一模型对“优”的隶属度确定其在组合预测中的权重。该方法充分考虑到了预测值和历史值之间的各种误差指标信息,从而弥补了用单一模型进行预测和单指标方法进行评价的不足。算例分析结果表明,所提出的方法能有效地提高电网中长期负荷总量预测的精度。

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, 2009.
- [2] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007.
- [3] 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): 1-9.
- [4] 张友泉. 一种基于灰色系统理论的中长期电量预测模型[J]. 电网技术, 1999, 23(8): 47-50.
- [5] 王文圣,丁晶,赵玉龙,等. 基于偏最小二乘回归的年用电量预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 18(2): 17-21.

(下转第53页)

整方向,迅速改进和转变,以满足电网各种运行工况的需求,此外,电网在规划设计方面也需要进行综合考虑,开展电磁环网解环研究、电源分区消纳研究、电源接入地方式研究、750 ~ 220 kV 电压控制专题研究等,建设坚强的各级电网,各级电网统一协调统筹发展,为电网运行提供坚强的物理保障。

作者简介:

常喜强(1976),男,硕士,高级工程师,从事电力系统安全稳定运行控制工作;

孙谊婧(1974),女,硕士,高级工程师,从事电力系统安全稳定运行控制工作。

(收稿日期:2011-07-10)

(上接第25页)

[15] 于继来,汤奕. 交流支路和节点的联合电气剖分[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(16): 37-42.

[16] 王锡凡. 电网可靠性评估的随机网流模型[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(12): 1-6, 22.

[17] 汤奕,于继来. 一种新的输电线路阻塞责任定量分析方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(4): 98-103.

[18] 汤奕,于继来,周苏荃. 电力网络源流路径电气剖分算法[J]. 2006, 30(22): 28-33.

[19] Baoding Liu, Uncertainty Theory [M]. Beijing: Uncertainty Theory Laboratory, 2010. <http://orssc.edu.cn/liu>.

[20] 管霖,郑传材. 线路 N-K 停运机理及其概率模型[J]. 电力系统自动化学报, 2009, 21(4): 115-119.

[21] 宋毅,王成山. 双重故障模式下基于证据理论和功能组分解的 N-K 事故辨识方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(28): 47-53.

[22] 薛禹胜. 综合防御由偶然故障演化为电力灾难[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(18): 1-5.

(收稿日期:2011-04-10)

(上接第42页)

[6] Kandil M S, El-Debeiky S M, Hasanien N E. Long-term Load Forecasting for Fast Developing Utility Using a Knowledge-based Expert System [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17(2): 491-496.

[7] 张民,鲍海,晏玲. 基于卡尔曼滤波的短期负荷预测方法的研究[J]. 电网技术, 2003, 27(10): 39-42.

[8] 陈泽淮,张尧,武志刚. RBF神经网络在中长期负荷预测中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2006, 18(1): 15-19.

[9] 钱卫华,姚建刚,龙立波,等. 基于短期相关性和负荷增长的中长期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(11): 59-64.

[10] 谢敬东,唐国庆,徐高飞,等. 组合预测方法在电力负荷预测中的应用[J]. 中国电力, 1998, 31(6): 3-5.

[11] 吉培荣,张玉文,赵青. 组合预测方法在电力系统负荷预测中的应用[J]. 三峡大学学报, 2005, 27(5): 398-400.

[12] 牛东晓,陈志业,邢棉,等. 具有二重趋势性的季节性电力负荷预测组合优化灰色神经网络模型[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(1): 29-32.

[13] 李金超,牛东晓,李金颖,等. 基于熵权的中长期电力负荷组合预测[J]. 华东电力, 2005, 33(8): 27-29.

[14] 李春生,王耀南. 基于条件熵的电力负荷组合预测模型[J]. 电力系统及其自动化学报, 2007, 19(4): 55-58.

[15] 肖先勇,葛嘉,何德胜. 基于支持向量机的中长期电力负荷组合预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(1): 84-88.

[16] 丁巧林,潘学华,杨薛明. 最优组合预测方法在电力负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2008, 32(增刊1): 127-130.

[17] 苗增强,武宏波,李婷,等. 基于最小一乘法的组合赋权法在中长期负荷预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(2): 28-32.

[18] 周涑,任海军,李健,等. 层次结构下的中长期电力负荷变权组合预测方法[J]. 2010, 30(6): 47-52.

[19] 孙见荆. 组合预测参数估计方法研究[J]. 预测, 1996, 15(6): 54-56.

[20] 陈守煜. 系统模糊决策理论与应用[M]. 大连:大连理工大学, 1994.

[21] 陈守煜. 工程模糊集理论与应用[M]. 北京:国防工业出版社, 1998.

[22] 陈守煜,赵瑛琪. 模糊优选(优化)理论与模型[J]. 应用数学, 1993, 6(1): 1-6.

[23] 康海贵,刘艳,孙敏. 施工方案评价中的多级模糊优化及非结构性模糊决策分析[J]. 四川建筑科学研究, 2007, 33(6): 228-231.

[24] 杨实俊,刘健夫. 模糊优选考核方法在企业人力资源管理中的应用[J]. 华北电力大学学报, 2007, 34(4): 110-112.

[25] 王世儒,雷伟丽. 基于模糊数学的多级泵站老化评价[J]. 甘肃水利水电技术, 2009, 45(1): 22-23.

[26] 李海龙. 基于熵权的多级模糊优选模型在软基处理中的应用[J]. 西部探矿工程, 2009(4): 50-53.

[27] 毛季帆,姚建刚,金永顺. 中长期电力组合预测模型的理论研究[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(16): 53-59.

(收稿日期:2011-04-28)