

基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电联供系统负荷预测方法

赵峰, 孙波, 张承慧

(山东大学控制科学与工程学院, 山东省 济南市 250061)

Cooling, Heating and Electrical Load Forecasting Method for CCHP System Based on Multivariate Phase Space Reconstruction and Kalman Filter

ZHAO Feng, SUN Bo, ZHANG Chenghui

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, Shandong Province, China)

ABSTRACT: A novel cooling, heating and electrical load forecasting method based on multivariate phase space reconstruction and Kalman filter algorithm was proposed. Initially, the multivariate time series were constructed by choosing the cooling load, heating load, electrical load and weather factors time series based on the correlation coefficient between the variables. Furthermore, the phase space of multivariate time series was reconstructed based on the chaos theory and C-C method. Ultimately, an autoregression model for multivariate phase space was established by taking phase variables as state variables and the cooling, heating and electrical load were predicted by using Kalman filter algorithm. The cooling, heating and electrical load and weather historical datas of combined cooling, heating and power (CCHP) system in a hospital in northern China in August were validated by this method. Compared with the univariate method, this novel method has better load prediction preciseness because the coupled relationship among different variants of the cooling, heating and electrical load were taken into consideration. Case study validate the feasibility and effectiveness of this proposed load forecasting method.

KEY WORDS: energy internet; combined cooling heating and power (CCHP); load forecasting; multivariate phase space reconstruction; Kalman filter

摘要: 文中设计一种新型的基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电联供系统负荷预测方法。首先选择冷热电负荷及与负荷密切相关的天气因素的历史时间序列组成多变量时间序列, 然后运用混沌理论和 C-C 方法重构多变量相空间, 最后建立多变量相空间的自回归模型并采用卡尔曼滤波方法预测冷热电负荷。以中国北方某医院冷热电联供系统的 8 月份历史负荷数据和天气数据验证该冷热电负荷预测方法。结果表明, 与采用单变量相空间重构和卡尔曼滤波预测方法相比, 文中设计的负荷预测方法充分考虑冷热电负荷中多个变量的相互耦合关系, 可有效提高负荷的预测精度。算例分析验证了该冷热电负荷预测方法的可行性和有效性。

关键词: 能源互联网; 冷热电联供系统; 负荷预测; 多变量相空间重构; 卡尔曼滤波

0 引言

冷热电联供系统(combined cooling heating and power, CCHP)是建立在“温度对口、梯级利用”概念基础上的先进高效用能技术, 是能够实现制冷、供热及发电过程一体化的能源综合利用系统。冷热电联供系统不仅能实现能源的高效梯级利用进而提高能源的一次利用率, 而且能有效减少 CO₂ 及有害气体的排放, 具有良好的经济、环保和社会效益。因此, 冷热电联供系统已是分布式能源发展的主要方向和形式, 也是世界第二代能源技术发展的重要方向之一。

冷热电负荷准确预测是冷热电联供系统优化设计、运行调度和能量管理的关键因素和基本前提, 具有重要的理论意义和实用价值。近年来, 国内外学者运用多种先进的方法建立揭示负荷运行

基金项目: 国家自然科学基金重大国际(地区)合作研究项目(61320106011); 国家 863 高技术基金项目(2014AA052802); 国家自然科学基金项目(61573224)。

Major International(Regional)Joint Research Project of the National Natural Science Foundation of China (NSFC)(61320106011); National High Technology Research and Development of China 863 Program (2014AA052802); Project Supported by National Natural Science Foundation of China (61573224).

规律的数学模型预测冷热电负荷。基于电负荷时间序列主要运用模糊理论^[1-2]、混沌理论^[3]、RBF神经网络分位数回归^[4]、云理论和元胞自动机理^[5]、小波分析理论^[6]、D-S 证据理论^[7]、细菌群落趋药性优化的最小二乘支持向量机^[8]、基于云平台局部加权线性回归方法^[9]、灰色模型和卡尔曼平滑器^[10]等方法预测电负荷。基于冷热电负荷时间序列主要采用自适应线性时间序列模型^[11]、人工智能和数据挖掘^[12]、非线性自回归模型^[13-14]、自适应卡尔曼滤波^[15]、Chebyshev 正交基神经网络^[16]分别预测冷热电负荷,并取得良好的预测精度。以上成果都是基于单变量时间序列预测冷热电负荷,并未考虑冷热电负荷之间的相互影响以及与冷热电负荷密切相关的天气因素。

众所周知,冷热电负荷时间序列是典型的混沌时间序列,使得负荷表现出复杂性、不确定性、非线性等特点。冷热电负荷不仅与自身历史时间序列数据有关,而且负荷之间也相互影响。温度、湿度、风速等天气因素更是影响负荷的重要因素^[17]。而多变量相空间重构方法是一种恢复动力系统特征的有效方法,它包含更丰富更完整的系统信息,可充分挖掘多变量数据中的相关信息。与此同时,卡尔曼滤波器是一种基于状态空间的最优化自回归数据处理算法,具有预测因子灵活、预测精度高、预测时间短等优点。因此,为了更准确的预测冷热电负荷,本文采用基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电负荷预测方法。首先采用相关性分析方法分析冷热电负荷之间及天气因素之间的相关性,进而选择与负荷密切相关的变量时间序列,构建由冷热电负荷时间序列和与负荷密切相关的温度、湿度和风速时间序列组成多变量时间序列。然后运用混沌理论和 C-C 方法对多变量时间序列进行相空间重构,进而挖掘冷热电负荷与各种相关因素之间的内在联系,分析负荷演变的混沌变化规律,使之更加逼近负荷的动力学行为。最后以相变量为状态变量建立冷热电负荷的多变量相空间的自回归模型,采用卡尔曼滤波算法预测冷热电负荷。

1 冷热电负荷及天气时间序列的相关性分析方法

冷热电负荷时间序列具有很强的周期性和随机性,主要包括两部分:基础负荷和气象敏感负荷。基础负荷部分代表了冷热电负荷的长期变化趋势,

具有一定的周期性、稳定性和季节性。气象敏感负荷反映冷热电负荷波动受气象因素的影响,具有一定的随机性和不确定性。

为了分析冷热电负荷之间及天气因素对冷热电负荷的影响机理,力图充分挖掘多变量数据中的相关信息,有效选择冷热电负荷预测模型的输入变量,降低预测模型的维数进而简化预测模型结构,因此必须对冷热电负荷与天气因素进行相关性分析。相关性分析是考察变量之间线性关系的一种统计分析方法,是指分析 2 个或多个变量的相关性,从而衡量两个变量之间的相关密切程度。本文采用英国统计学家皮尔逊提出的 Pearson 相关系数^[18]。Pearson 相关系数是度量变量之间相关性强弱的一个定量指标。设时间序列 X_i 和 Y_i , 则其相关系数 ρ_{XY} 的计算公式如下:

$$\rho_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

式中: \bar{X} 为时间序列 X_i 的平均值; \bar{Y} 为时间序列 Y_i 的平均值; N 为每个时间序列的数据个数。 ρ_{XY} 的取值在 -1 与 $+1$ 之间, ρ_{XY} 的绝对值越大表明相关性越强, $\rho_{XY}=0$ 表明 2 个变量间不相关。根据冷热电负荷与天气时间序列的相关系数,选择相关性较强的变量作为负荷预测模型的输入变量。

2 冷热电负荷预测的多变量相空间重构及参数优化

2.1 冷热电负荷预测的多变量相空间重构

Packard 提出的相空间重构理论是混沌时间序列分析和预测的基础。相空间重构理论把具有混沌特性的时间序列重建为一种低阶非线性动力学系统,进而挖掘整个动力学系统的演化规律。Takens 用数学方法证明了 Packard 提出的相空间重构理论,按照 Takens 的嵌入定理,只要嵌入维数 m 足够大,即要求延迟坐标的维数 $m \geq 2D+1$ (D 为动力学系统的维数),基于该嵌入维空间的构造系统与原动力学系统吸引子的拓扑结构、几何结构和动力学特性完全相同,从而为混沌时间序列的预测方法奠定理论基础^[19]。

根据冷热电负荷及天气因素的相关性分析,确定影响冷热电负荷系统短期冷热电负荷的主要因素:冷负荷 x_1 、热负荷 x_2 、电负荷 x_3 、温度 x_4 、湿

度 x_5 、风速 x_6 等组成 D 维多变量时间序列 $\{x_i, i=1, 2, \dots, D\}$, 其中, $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)]^T$, N 为时间序列的长度, 挖掘冷热电负荷与各天气因素之间的耦合及相互影响关系。沿用单变量时间序列相空间重构的思想, 分别计算各单变量时间序列的延迟时间 t_i 和嵌入维数 m_i , 得到 D 维多变量时间序列的相空间:

$$X(t) = [x_1^T(t), x_2^T(t), \dots, x_D^T(t)]^T \quad (2)$$

式中: $x_i(t) = [x_i(t), x_i(t-t_i), \dots, x_i(t-(m_i-1)t_i)]^T$; t 为时间变量, $t = L, L+1, \dots, N$; $L = \max_{1 \leq i \leq D} (m_i - 1)t_i + 1$, 其中, m_i 和 $t_i (i=1, 2, \dots, D)$ 分别为第 i 个单变量混沌时间序列的嵌入维数和延迟时间。

D 维多变量相空间的维数为 d :

$$d = \sum_{i=1}^D m_i \quad (3)$$

2.2 冷热电负荷预测的相空间重构参数优化

嵌入维数和延迟时间的选择是混沌时间序列相空间重构的关键。由 H. S. Kim 提出的 C-C 算法结合自相关函数和互信息方法的优点综合考虑嵌入维数和延迟时间, 该方法通过时间序列的关联积分来构成代表非线性时间序列相关性的统计量, 通过统计量和延迟时间的关系图确定延迟时间 t 和时间延迟窗口 τ_w 从而确定嵌入维数。与此同时, C-C 算法具有计算准确、计算量小等优点, 既可以有效减少计算量又能保持系统的非线性特征^[20]。

C-C 算法的具体描述如下:

设混沌时间序列 $x = \{x_i | i=1, 2, \dots, N\}$, 以嵌入维数 m 和延迟时间 t 重构相空间, 可以得到

$$X = \{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_M\} \quad (4)$$

式中: $X_i = \{x_i, x_{i+t}, \dots, x_{i+(m-1)t}\}$; $M = N - (m-1)t$ 为相空间的点数。

定义该重构时间序列的关联积分:

$$C(m, N, r, t) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq M} \theta(r - \|X_i - X_j\|) \quad (5)$$

式中: r 为领域半径的大小, $r > 0$; $\theta(\cdot)$ 为 Heaviside 单位函数, 满足:

$$\theta(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

把给定的时间序列 $x(n) (n=1, 2, \dots, N)$ 分割成 t 个不相交的子时间序列, 分别为

$$\begin{cases} \{x_1, x_{1+t}, \dots, x_{1+(m-1)t}\} \\ \{x_2, x_{2+t}, \dots, x_{2+(m-1)t}\} \\ \vdots \\ \{x_i, x_{i+t}, \dots, x_{i+(m-1)t}\} \\ \vdots \\ \{x_t, x_{2t}, \dots, x_{mt}\} \end{cases} \quad (7)$$

计算每个子序列的统计量 $S(m, N, r, t)$:

$$S(m, N, r, t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t \left\{ C_s(m, \frac{N}{t}, r, t) - [C_s(1, \frac{N}{t}, r, t)]^m \right\} \quad (8)$$

式中 C_s 为第 s 子序列的关联积分。

定义关于 r 的最大偏差:

$$\Delta S(m, t) = \max(S(m, N, r_i, t)) - \min(S(m, N, r_j, t)), \quad i \neq j \quad (9)$$

据统计学原理, $2 \leq m \leq 5$ 且 $\sigma/2 \leq r \leq 2\sigma$ 时 (σ 为时间序列的方差), 渐进分布可以通过有限序列很好的近似, 计算下列 3 个统计量:

$$\bar{S}(t) = \frac{1}{16} \sum_{j=2}^4 \sum_{m=2}^5 S(m, N, r_j, t) \quad (10)$$

$$\Delta \bar{S}(t) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S(m, t) \quad (11)$$

$$S_{\text{cor}}(t) = \Delta \bar{S}(t) + |\bar{S}(t)| \quad (12)$$

最佳延迟时间对应 $\bar{S}(t)$ 的第 1 个零点或 $\Delta \bar{S}(t)$ 的第 1 个极小值, $S_{\text{cor}}(t)$ 最小值对应的时间为最佳嵌入窗宽 τ_w 。

3 基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波方法的冷热电负荷预测方法

3.1 卡尔曼滤波方法

卡尔曼滤波器(Kalman filter)是一种基于状态空间方法的最优化自回归数据处理算法^[21]。卡尔曼滤波的基本原理是以最小均方差为最佳估计准则, 采用信号与噪声的状态空间模型, 利用前一时刻的估计值和当前时刻的观测值来更新对状态变量的估计, 求出当前时刻的估计值。该算法根据建立的系统方程和观测方程对需要处理的信号做出满足最小均方差的估计, 同时卡尔曼滤波具有预测因子灵活、预测精度高、预测时间短等优点。图 1 为卡尔曼滤波方法的结构图。

一般线性离散系统的状态方程和观测方程可表示为

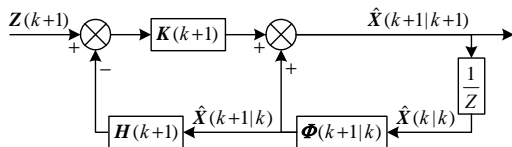


图1 卡尔曼滤波方法的结构图

Fig. 1 The Struct of Kalman filter method

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + \Gamma(k+1, k)w(k) \quad (13)$$

$$Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + v(k+1) \quad (14)$$

式中: $X(k+1)$ 为 n 维状态向量; $\Phi(k+1, k)$ 为状态转移矩阵; $w(k)$ 为系统噪声向量; $\Gamma(k+1, k)$ 为激励转移矩阵; $Z(k+1)$ 为 m 维观测向量; $H(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻的预测输出转移矩阵; $v(k+1)$ 为观测噪声向量。

卡尔曼滤波器的方程分为两部分^[22]:

1) 时间更新方程。

系统状态的先验估计:

$$\hat{X}(k+1|k) = \Phi(k+1, k)\hat{X}(k|k) \quad (15)$$

误差协方差先验估计:

$$P(k+1|k) = \Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi^T(k+1, k) + \Gamma(k+1, k)Q(k)\Gamma^T(k+1, k) \quad (16)$$

2) 观测更新方程。

卡尔曼增益矩阵方程:

$$K(k+1) = P(k+1|k)H^T(k+1) \cdot (H(k+1)P(k+1|k)H^T(k+1) + R(k+1))^{-1} \quad (17)$$

系统状态的后验估计:

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \Phi(k+1, k)\hat{X}(k|k) + K(k+1) \cdot (Z(k+1) - H(k+1)\Phi(k+1, k)\hat{X}(k|k)) \quad (18)$$

误差协方差的后验估计:

$$P(k+1|k+1) = (I - K(k+1)H(k+1))P(k+1|k) \quad (19)$$

式中: K 为卡尔曼增益矩阵; P 为误差协方差矩阵; $Q(k)$ 是 $w(k)$ 的协方差矩阵; $R(k)$ 是 $v(k)$ 的协方差矩阵。

3.2 基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波方法的冷热电负荷预测

基于冷热电负荷预测的多变量相空间重构的相变量 $X(t) = [x_1^T(t), x_2^T(t), \dots, x_M^T(t)]^T$ 作为状态向量, 建立相变量的多维状态空间模型, 由已知的多组观测数据运用最小二乘法估计系统空间模型的状态转移矩阵, 利用卡尔曼滤波方法预测冷热电负荷。系统的状态方程:

$$X(t) = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1d} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{d1} & a_{d2} & \cdots & a_{dd} \end{bmatrix} X(t-1) + \Gamma(t-1)w(t) \quad (20)$$

系统的输出方程:

$$Y(t) = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1d} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{d1} & c_{d2} & \cdots & c_{dd} \end{bmatrix} X(t) + v(t) \quad (21)$$

冷热电负荷预测步骤, 如图2所示:

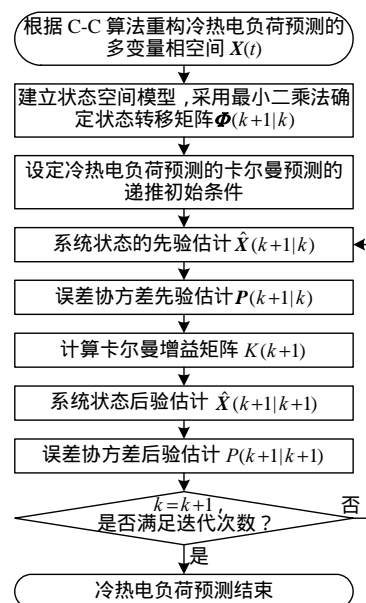


图2 冷热电负荷预测流程图

Fig. 2 The flowchat of the cooling, heating and electrical load forecasting

1) 根据 C-C 算法求解 x_i 的延迟时间 t_i 和嵌入维数 m_i , 重构冷热电负荷多变量相空间 $X(t)$;

2) 以相空间 $X(t)$ 的相点为状态变量建立系统的状态空间模型, 由观测数据应用最小二乘法估计状态转移矩阵 $\Phi(k+1, k)$, 设模型噪声的分配阵 Γ 为单位阵;

3) 设定冷热电负荷预测的卡尔曼滤波预测的递推初始条件, 状态 $\hat{X}(0|0) = \mu_x(0)$, 均方误差阵 $P(0|0) = P_x(0)$, 设定迭代次数 $k=0$;

4) 系统状态的先验估计 $\hat{X}(k+1|k)$;

5) 误差协方差先验估计 $P(k+1|k)$;

6) 计算卡尔曼增益矩阵方程 $K(k+1)$;

7) 系统状态的后验估计 $\hat{X}(k+1|k+1)$;

8) 误差协方差的后验估计 $P(k+1|k+1)$;

9) 迭代次数 $k=k+1$ 是否满足迭代次数, 如未

完成则返回步骤 4)，否则冷热电负荷预测完成。

4 算例分析

利用文中设计的冷热电负荷预测方法预测中国北方某医院冷热电联供系统的冷热电负荷，该冷热电联供系统主要包括天然气内燃发电机组、燃气锅炉、余热回收系统、电制冷机组、溴化锂制冷机组等设备。图 3 为该冷热电联供系统结构图。

该冷热电联供系统在 8 月具有稳定的冷热电负荷需求，因此本文选用 8 月份(共 31 天)每天 24 点冷热电历史负荷数据进行建模和预测。图 4 为该冷热电联供系统 8 月份的冷热电负荷曲线。图 5 为该冷热电负荷对应的温度和湿度数据曲线。图 6 为该

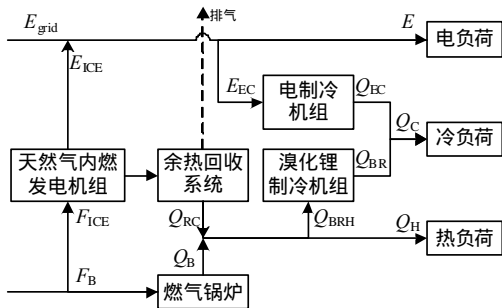


图 3 冷热电联供系统结构图
Fig. 3 Schematic of CCHP system

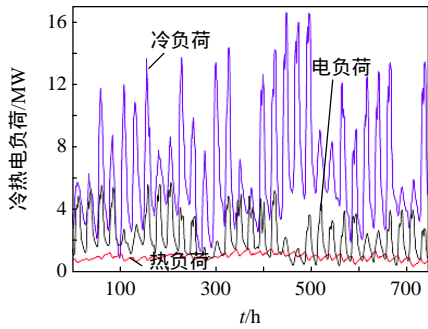


图 4 冷热电负荷时间序列
Fig. 4 The cooling, heating and electrical load times series

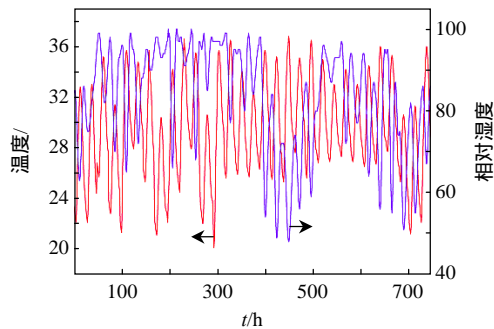


图 5 温度和相对湿度时间序列
Fig. 5 Temperature and humidity times series

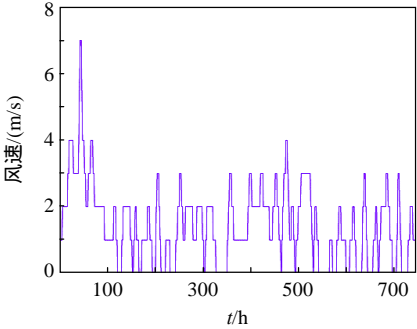


图 6 风速时间序列
Fig. 6 Wind speed times series

冷热电负荷对应的风速数据曲线。为验证该方法的可行性，利用 8 月份前 20 天共 480 点数据建立预测模型和参数估计，而后 11 天的共 264 点数据用来测试所确定的预测模型。

为了有效选择冷热电负荷预测模型的输入变量和降低预测模型的维数，首先计算冷热电负荷、温度、湿度和风速的 Pearson 相关系数，如表 1 所示。根据表 1 选取与冷热电负荷的相关系数不为 0 的天气因素作为参与预测冷热电负荷的变量，最终确定由冷负荷 x_1 、热负荷 x_2 、电负荷 x_3 、温度 x_4 、湿度 x_5 和风速 x_6 组成 6 维多变量时间序列，采用 C-C 算法分别计算多变量时间序列的延迟时间 t_i 和嵌入维数 m_i ，并重构多变量时间序列的相空间，如表 2 所示。由冷热电和天气因素的多变量观测数据应用最小二乘法估计冷热电负荷预测系统的状态

表 1 多变量时间序列的相关系数

Tab. 1 Pearson Correlation Coefficient of multivariate times series

变量	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
x_1	1.00	-0.17	0.55	0.85	-0.49	0.16
x_2	-0.17	1.00	-0.23	-0.16	0.21	-0.05
x_3	0.55	-0.23	1.00	0.60	-0.26	0.22
x_4	0.85	-0.16	0.60	1.00	-0.46	0.14
x_5	-0.49	0.21	-0.26	-0.46	1.00	-0.32
x_6	0.16	-0.05	0.22	0.14	-0.32	1.00

表 2 多变量的延迟时间和嵌入维数

Tab. 2 Embedding dimensions and time delays of multivariate times series

i	t_i	m_i
1	4	3
2	4	3
3	3	4
4	3	4
5	4	3
6	3	5

转移矩阵 $\Phi(k+1, k)$,运用卡尔曼滤波方法预测冷热电负荷。

为验证文中设计的基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电负荷预测方法的有效性,分别采用本文方法和单变量相空间重构和卡尔曼滤波负荷预测方法(简称单变量预测方法)预测冷热电负荷并比较预测精度。图 7—9 分别为两种方法预测

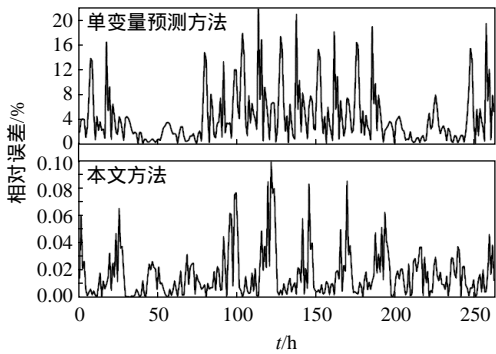


图 7 比较两种方法预测冷负荷的相对误差曲线
Fig. 7 Comparison of the relative error lines of cooling load prediction by two methods

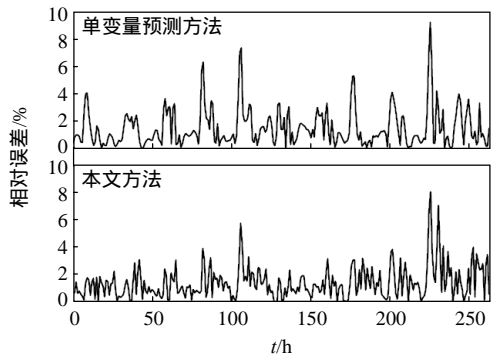


图 8 比较两种方法预测热负荷的相对误差曲线
Fig. 8 Comparison of the relative error lines of heating load prediction by two methods

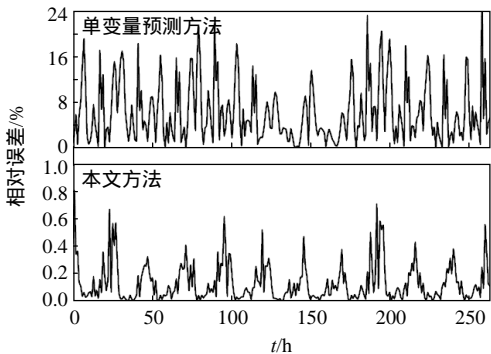


图 9 比较两种方法预测电负荷的相对误差曲线
Fig. 9 Comparison of the relative error lines of electrical load prediction by two methods

冷热电负荷的相对误差曲线图。由图 7 可知单变量预测冷负荷的相对误差在[0,20%]范围内变化,其相对误差较大,而本方法预测冷负荷的相对误差在[0,0.1%]范围内变化,相对误差较小。由图 8 可知两种方法预测热负荷的相对误差都在[0,10%]范围内波动,但本方法预测的平均相对误差较小。由图 9 可知单变量预测电负荷的相对误差在[0,20%]范围内变化,其相对误差较大,而本方法预测电负荷的相对误差在[0,1%]范围内变化,相对误差较小。

表 3 和 4 分别为本文方法和单变量预测方法的平均相对误差和最大相对误差。通过表 3 和 4 可以看出,同单变量相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电负荷预测方法相比,采用本文预测方法可以大幅降低冷负荷和电负荷的平均相对误差和最大误差。基于本方法预测冷、电负荷的平均相对误差分别为 0.0168% 和 0.1377%,最大相对误差分别为 0.0979% 和 0.8145%,因为夏季的冷电负荷与温度、湿度、风速等天气因素密切相关,它们之间的相关系数较大,通过多变量相空间重构可充分挖掘它们内部之间的耦合关系,可以大幅提高冷电负荷的预测精度。由于热负荷与冷电负荷及天气因素的相关系数较小,基于本方法预测热负荷的平均相对误差和最大相对误差分别为 1.4543% 和 8.1168%,虽同单变量预测方法相比预测精度有所提高,但同冷电负荷预测精度相比,预测的热负荷平均相对误差和最大相对误差减小幅度相对较小。因此采用本文设计的基于多变量相空间重构理论和卡尔曼滤波的冷热电负荷预测方法是可行高效的,可充分挖掘冷热电负荷和天气因素之间的耦合关系,能显著提高冷热电负荷的预测精度。

表 3 冷热电负荷预测的平均相对误差

Tab. 3 The average relative error of cooling heating and electrical load prediction by two methods %

负荷	本文方法	单变量预测方法
冷负荷	0.0168	4.367 6
热负荷	1.454 3	1.551 3
电负荷	0.137 7	6.342 7

表 4 冷热电负荷预测的最大相对误差

Tab. 4 The maximum relative error of cooling heating and electrical load prediction by two methods %

负荷	本文方法	单变量预测方法
冷负荷	0.097 9	21.829 5
热负荷	8.116 8	9.310 1
电负荷	0.814 5	27.390 0

5 结论

本文设计了一种基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电联供系统负荷预测方法。综合考虑了冷热电负荷中各负荷之间的相互耦合关系,以及影响冷热电负荷的温度、湿度、风力等天气因素,建立包含冷热电负荷和天气因素的多变量时间序列,采用 C-C 方法对其相空间重构,使其相空间包含更丰富的系统信息,能够更逼近原冷热电负荷的演化规律。实例验证表明,本文提出的基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电负荷预测方法同单变量时间序列相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电负荷预测方法相比,在平均相对误差和最大相对误差上具有更高的预测精度,能更好的指导冷热电联供系统的优化设计和能量管理,保证冷热电联供系统能够经济、安全、可靠的运行。

参考文献

- [1] Lee Woo-Joo, Hong Jinkyu. A hybrid dynamic and fuzzy time series model for mid-term power load forecasting[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2015, 64: 1057-1062.
- [2] Riswan Efendi, Zuhaimy Ismail, Mustafa Mat Deris. A new linguistic out-sample approach of fuzzy time series for daily forecasting of Malaysian electricity load demand[J]. Applied Soft Computing, 2015, 28: 422-430.
- [3] 何洋, 邹波, 李文启, 等. 基于混沌理论的电力系统短期负荷预测的局域模型[J]. 华北电力大学学报, 2013, 40(4): 43-50.
He Yang, Zou Bo, Li Wenqi, et al. A chaos theory based local model for short-term load forecasting[J]. Journal of North China Electric Power university, 2013, 40(4): 43-50(in Chinese).
- [4] 何耀耀, 许启发, 杨善林, 等. 基于 RBF 神经网络分位数回归的电力负荷概率密度预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(1): 93-98.
He Yaoyao, Xu Qifa, Yang Shanlin, et al. A power load probability density forecasting method based on rbf neural network quantile regression[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(1): 93-98(in Chinese).
- [5] 刘自发, 庞铨铨, 王泽黎, 等. 基于云理论和元胞自动机理论的城市配电网空间负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(10): 98-105.
Liu Zifa, Pang Chengcheng, Wang Zeli, et al. Spatial load forecasting for distribution network based on cloud theory and cellular automata[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(10): 98-105(in Chinese).
- [6] 郭奎麟, 谭伦农, 黄虎. 基于小波包的马尔科夫方法在短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(6): 66-70.
Guo Kuilin, Tan Lunnong, Huang Hu. The application of wavelet packet based Markov Chain in short-term load forecasting[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(6): 66-70(in Chinese).
- [7] 吴耀武, 娄素华, 卢斯煜, 等. 基于改进的 D-S 证据理论的中长期负荷预测方法[J]. 电工技术学报, 2012, 27(8): 157-162.
Wu Yaowu, Lou Suhua, Lu Siyu, et al. The medium and long-term load forecasting based on improved D-S Evidential theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(8): 157-162(in Chinese).
- [8] 曾鸣, 吕春泉, 田廓, 等. 基于细菌群落趋药性优化的最小二乘支持向量机短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(34): 93-99.
Zeng Ming, Lv Chunquan, Tian Kuo, et al. Least squares-support vector machine load forecasting approach optimized by bacterial colony chemotaxis method[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(34): 93-99(in Chinese).
- [9] 张素香, 赵丙镇, 王风雨, 等. 海量数据下的电力负荷短期预测[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 37-42.
Zhang Suxiang, Zhao Bingzhen, Wang Fengyu, et al. Short-term power load forecasting based on big data[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 37-42(in Chinese).
- [10] 魏少岩, 吴俊勇. 基于灰色模型和 Kalman 平滑器的多母线短期负荷预测[J]. 电工技术学报, 2010, 25(2): 158-162.
Wei Shaoyan, Wu Junyong. Short-term bus load forecasting based on grey model and kalman smoother[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(2): 158-162(in Chinese).
- [11] Peder Bacher, Henrik Madsen, Henrik Aalborg Nielsen, et al. Short-term heat load forecasting for single family houses[J]. Energy and Buildings, 2013, 65: 101-112.
- [12] Chou Jui-Sheng, Bui Dac-Khuong. Modeling heating and cooling loads by artificial intelligence for energy-efficient building design[J]. Energy and Buildings, 2014, 82: 437-446.
- [13] Powell Kody M, Sriprasad Akshay, Cole Wesley J, et al. Heating, cooling, and electrical load forecasting for a large-scale district energy system[J]. Energy, 2014, 74: 877-885.
- [14] Vaghefi A, Jafari M A. Modeling and forecasting of cooling and electricity load demand[J]. Applied Energy, 2014, 136: 186-196.
- [15] 马静波, 杨洪耕. 自适应卡尔曼滤波在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2005, 29(1): 75-79.

- Ma Jingbo, Yang Honggeng. Application of adaptive Kalman filter in power system short-term load forecasting[J]. Power System Technology, 2005, 29(1): 75-79(in Chinese).
- [16] 杨胡萍, 王承飞, 朱开成, 等. 基于相空间重构和 Chebyshev 正交基神经网络的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(24): 95-99.
Yang Huping, Wang Chengfei, Zhu Kaicheng, et al. Short-term load forecasting based on phase space reconstruction and Chebyshev orthogonal basis neural network[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(24): 95-99(in Chinese).
- [17] 方鸽飞, 胡长洪, 郑奕辉, 等. 考虑夏季气象因素的短期负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(22): 100-104.
Fang Gefei, Hu Changhong, Zheng Yihui, et al. Study on the method of short-term load forecasting considering summer weather factors[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(22): 100-104(in Chinese).
- [18] 陈妮亚, 钱政, 孟晓风, 等. 基于空间相关法的风电场风速多步预测模型[J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 15-21.
Chen Niya, Qian Zheng, Meng Xiaofeng, et al. Multi-step ahead wind speed forecasting model based on spatial correlation and support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5): 15-21(in Chinese).
- [19] 陶佳, 张弘, 朱国荣, 等. 基于优化相空间重构技术的风电场发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(28): 9-14.
Tao Jia, Zhang Hong, Zhu Guorong, et al. Wind power prediction based on technology of advanced phase space reconstruction[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(28): 9-14(in Chinese).
- [20] 胡瑜, 陈涛. 基于 C-C 算法的混沌吸引子的相空间重构技术[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(5): 425-429.
Hu Yu, Chen Tao. Phase-space reconstruction technology of chaotic attractor based on C-C method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2012, 26(5): 425-429(in Chinese).
- [21] 李江, 王义伟, 魏超, 等. 卡尔曼滤波理论在电力系统中的应用综述[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(6): 135-144.
Li Jiang, Wang Yiwei, Wei Chao, et al. A survey on the application of Kalman filtering method in power system[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(6): 135-144(in Chinese).
- [22] 修春波, 任晓, 李艳晴, 等. 基于卡尔曼滤波的风速序列短期预测方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(2): 253-259.
Xiu Chunbo, Ren Xiao, Li Yangqing, et al. Short-term prediction method of wind speed series based on Kalman filtering fusion[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(2): 253-259(in Chinese).



赵峰

收稿日期: 2015-05-06。

作者简介:

赵峰(1979), 男, 博士研究生, 主要研究方向为智能优化算法、控制理论及应用、冷热电联供系统优化与控制, zhfsdu@163.com;

孙波(1981), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为分布式能源系统、优化控制;

张承慧(1963), 男, 长江学者特聘教授, 博士生导师, 主要研究方向为控制理论及应用、电气传动自动化、新能源与电力电子技术, 本文通信作者, zchui@sdu.edu.cn。

(责任编辑 张玉荣)