

基于量子和谐优化的改进 DMSFE 组合模型及 在中长期电量预测中的应用

孙伟¹, 常虹², 赵巧芝¹

(1. 华北电力大学经济管理系, 河北 保定 071003; 2. 华东理工大学信息科学与技术学院, 上海 200237)

摘要: 为了最大限度利用单项模型预测信息, 减少模型选择的风险, 给出了一种基于量子和谐搜索算法 (QHS) 的改进 DMSFE 组合预测方法 (QHS-IDMSFE)。考虑时点差异和模型差异, 将 DMSFE 模型中的折现因子 β 扩展为矩阵形式。并采用量子编码和声库, 利用态叠加增加和声库中每个和声携带的信息量, 提高算法的寻优能力, 以达到在保证 MAPE 目标函数最小前提下通过 QHS 算法寻优确定出最优 β 矩阵形式, 进而确定单项模型的组合权重。采用两个地区年用电量数据对提出的模型进行验证, 结果显示该组合方法能有效提高预测精度且适用于中长期电量预测。同时能够实现矩阵 β 的智能寻优, 并保证预测误差最小。
关键词: 量子和谐搜索算法; 折现因子; 组合预测模型; 电量预测

Forecasting mid-long term electricity consumption using a quantum harmony search based improved DMSFE combination model

SUN Wei¹, CHANG Hong², ZHAO Qiao-zhi¹

(1. Department of Economics and Management, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; 2. School of Information Science and Technology, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: A new quantum harmony search based improved discounted mean square forecast error (QHS-IDMSFE) combination model is proposed in order to combine the information of single forecasting result and reduce the risk of choosing model. Considering the influence of time difference and single model difference, the discounting factor (β) in DMSFE is extended to the matrix form. Quantum harmony is employed in Harmony Memory (HM) to increase the information of harmony based on quantum states superposition, which can effectively improve the performance of search efficiency. Thus, the best β value can be determined through optimizing Mean Absolute Percent Error (MAPE) objective function by QHS algorithm. So, the corresponding weight for each single model can be determined based on optimal β value. The QHS-IDMSFE combination forecasting method is established and tested for annual electricity consumption prediction for two areas. The empirical analysis confirms the validity of the presented method and the forecasting accuracy can be increased in a certain degree. The proposed method is suitable to mid-long term electricity consumption prediction; meanwhile, the optimal β value can be determined intelligently.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 71071052) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. 12MS137).

Key words: quantum harmony search algorithm; discounting factor; combination forecasting method; electricity consumption forecasting

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)21-0066-08

0 引言

中长期电量预测是进行电网规划的基础, 同时, 其预测的准确性还会影响电网运行的安全性和经

济性^[1]。目前关于中长期电力预测的模型较多^[2-8], 具有明确的函数解析模型的方法一般预测误差较大, 很难准确描述因变量和自变量之间的非线性关系^[9], 而人工智能方法则是计算过程复杂, 含义不明晰, 需要大量的数据样本, 才能对事物实际发展趋势进行科学合理的模拟和预测^[10-12]。尽管目前有

基金项目: 国家自然科学基金(71071052); 教育部中央高校基金(12MS137)

诸多预测模型可供选择, 但没有任何一个预测模型或方法能够在任何情况下解决所有的预测问题, 仅仅选择单项模型必将增加模型选择和预测风险^[13]。

组合预测能够有效地利用单项模型的预测信息^[14]减少模型选择的风险, 从而能够更准确地描述客观事物的发展趋势。常见的组合模型涉及平均综合预测法、方差-协方差法、回归组合预测法等^[15]。大量的预测实践表明权重的分配是组合预测的核心问题, 直接影响预测效果的好坏。DMSFE (Discounted Mean Square Forecast Error) 组合预测方法是一种有效的组合预测方法, 由 Bate 和 Granger^[16]于 1969 年在研究一个二元预测实例的过程中提出。该方法的理论基础是通过使用均方误差来计算单项模型的权重, 权重计算公式中引入折现因子 β , 用 β 控制各时点信息在权重中所占的比例。由于不同的 β 值会影响组合预测效果, 而参数 β 的取值范围为区间 $[0, 1]$, 因此, 依靠经验或者盲目选择 β 值都会造成组合预测无法达到最优。如何选择到最优 β 值以实现预测误差最小是个值得研究的问题。本文提出一种基于量子声搜索算法优化的改进 DMSFE 组合预测模型 (QHS-IDMSFE)。量子声算法是将量子计算与和声搜索相结合; 利用态叠加大大提高和声库中每个和声携带的信息量, 从而提高算法的寻优能力。QHS-IDMSFE 模型把误差函数 $MAPE$ 作为目标函数, β 为待优化变量, 采用量子声搜索算法在保证目标函数最小前提下确定出最优 β 数值, 从而确定单项模型的权重。采用智能优化技术进行参数 β 的最优选择能够保证预测误差 $MAPE$ 达到最小, 有效地提高预测精度; 同时, 组合预测能够实现小样本建模和降低模型选择的

1 组合预测模型

组合预测实质是综合利用单项模型的预测信息, 并把各个单项模型得到的预测结果赋予不同的权重, 进行适当的组合。理论和实践研究均表明, 组合预测模型通常可以产生一个比单项预测值更好的预测结果, 从而有效地提高预测精度, 减少预测误差和模型选择风险。组合预测表达式为

$$\hat{y}_t = \sum_{i=1}^k \omega_i \hat{y}_t^{(i)} \quad (1)$$

式中: \hat{y}_t 为第 t 期组合预测值; ω_i 为组合模型中第 i 个单项模型的权重; $\hat{y}_t^{(i)}$ 为第 i 个单项模型第 t 期预测值; k 为选取的单项模型个数。

组合预测的核心问题之一就是权重的确定。DMSFE 组合预测模型理论是通过使用均方误差来计算单项模型的权重, 公式中含有折现因子 β 。相

对于离散数据, 它更侧重于利用最近的预测信息, 权重定义为

$$\omega_i = \frac{\left[\sum_{t=1}^T \beta^{T-t+1} (y_t - \hat{y}_t^{(i)})^2 \right]^{-1}}{\sum_{i=1}^k \left[\sum_{t=1}^T \beta^{T-t+1} (y_t - \hat{y}_t^{(i)})^2 \right]^{-1}} \quad (2)$$

其中: y_t 为第 t 期实际值; β 为折现因子, 取值位于区间 $[0, 1]$ 之间; T 为观测期数。

从式 (2) 可以看出组合预测模型中的权重受 β 参数取值的直接影响, 各期误差数据在权重分配中近大远小的贡献效果是由 β 的幂指数形式进行控制的。此外, 考虑到不同的单项预测模型预测性能不尽完全相同, 因此, 不同的单项预测模型采用不同的 β 值更合理。同理, 不同预测时刻的实际值与预测值间的误差采用不同的 β 值进行权重修正更合理。因此, 本文提出的对不同时刻、不同模型采用不同 β 值体现出改进 DMFSE 模型中的折现因子 β 既考虑了不同单模型的影响又考虑了不同预测时刻的影响, 式 (2) 中的 β 将从单项数值变成矩阵形式 $\beta_{k \times T}$ 。

确定最优 β 值以保证预测误差最小成为应用 IDMSFE 组合预测模型的关键问题。现有的研究都是依据经验选择 β 值, 很难保证组合模型的预测误差最小 (即: 达到最优预测效果)。此外, 本论文考虑不同单项预测模型及不同预测时刻对 β 的影响时, β 从单项数值演变成矩阵形式 $\beta_{k \times T}$, 变成一个高维的寻优问题。传统解析方法几乎不可能求解矩阵 $\beta_{k \times T}$, 因此, 人工智能优化方法为此提供了有效的求解途径。

2 基于量子声优化的 IDMSFE 组合模型

2.1 量子声搜索算法基本原理

和声搜索算法 (Harmony Search Algorithm, HSA) 是一种基于音乐和声原理提出的启发式优化算法, 其模拟了音乐演奏的原理, 乐队中的乐器类似优化问题中的各变量, 每一次的寻优迭代过程类似乐队的每一次演奏, 乐队在反复演奏中找到最佳和声, 经过多次迭代找到问题的最优解^[17-18]。量子理论 (Quantum Theory, QT) 是 20 世纪计算科学上的革命, 量子计算是在量子理论基础上由 Landauer 和 Bennett 在 70 年代提出的。量子计算采用量子比特、态叠加及坍缩等实现高度并行的计算, 具有指数级的存储容量, 能对启发式算法给予指数级加速, 计算复杂度及收敛速度等方面远远优于很多常见算法^[19-20]。量子声搜索算法是将量子计算和和声搜索相结合, 采用量子编码和声记忆库 (HM), 利用态叠加大大提高 HM 中每个和声携带的信息量,

利用坍缩理论对叠加态进行测量；采用自适应的和声策略更新量子相位，避免常见的通过查表方式更新量子角出现的搜索空间不连续、费时等不足^[21-22]。

(1) 和声量子编码

受量子计算中坍缩理论启发，QHS 算法将基本 HS 算法中的经典和声表达扩展成量子态表达的和声（量子和声），如式（3）所示。

$$\mathbf{q}_i^t = \begin{bmatrix} q_{i1}^t & q_{i2}^t & \cdots & q_{in}^t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{i1}^t & \alpha_{i2}^t & \cdots & \alpha_{in}^t \\ \beta_{i1}^t & \beta_{i2}^t & \cdots & \beta_{in}^t \end{bmatrix} \quad i=1,2,\dots,m \quad (3)$$

式中： \mathbf{q}_i^t 是第 t 代 HM 中的第 i 个量子和声； α_{ij}^t 、 β_{ij}^t 是 \mathbf{q}_i^t 中第 j 个分量的量子态概率幅，满足 $|\alpha_{ij}^t|^2 + |\beta_{ij}^t|^2 = 1$ ； θ_{ij}^t 是 \mathbf{q}_i^t 的第 j 个量子角，满足 $\alpha_{ij}^t = \cos \theta_{ij}^t$ ， $\beta_{ij}^t = \sin \theta_{ij}^t$ ； i 和 j 分别代表和声库 HM 中第 i 行和第 j 列信息， $i=1,\dots,m$ ， $j=1,\dots,n$ ； m 是 HM 中的和声数； n 是乐器数，对应着问题的维数。

(2) 和声量子测量

对量子和声 \mathbf{q}_i^t 进行测量，使其坍缩至某一基态，如式（4）所示。

$$\begin{aligned} & \mathbf{q}_{ij}^t \text{ 坍缩到 } |1\rangle \text{ 态, 当 } \text{rand}(0,1) > |\alpha_{ij}^t| \\ & \mathbf{q}_{ij}^t \text{ 坍缩到 } |0\rangle \text{ 态, 其他} \\ & i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n \end{aligned} \quad (4)$$

量子化和声搜索算法首先初始化问题、算法参数及量子态 HM；再以和声库选择概率 HMCR 在和声记忆库 HM 中随机搜索新量子和声，以 1-HMCR 的概率在 HM 外各变量的可行域搜索；然后以概率 PAR 对新量子和声进行局部扰动，并采用黄金分割策略 0.618 进行扰动区间分割，即以 0.618 的概率向上扰动，以 (1-0.618) 的概率向下扰动，如式（5）所示；对新量子和声进行测量，评价新解，若新解优于 HM 中的最差解，则替换之，否则放弃新解，继续迭代，直至达到预定的迭代次数为止。

$$\begin{aligned} q_{ij\text{new}}^t &= q_{ij\text{new}}^t + \text{rand}(0,1) \times \left(\frac{\pi}{2} - q_{ij\text{new}}^t \right), \quad \text{rand}(0,1) > 0.618 \\ q_{ij\text{new}}^t &= q_{ij\text{new}}^t - \text{rand}(0,1) \times q_{ij\text{new}}^t, \quad \text{rand}(0,1) \leq 0.618 \end{aligned} \quad (5)$$

式中： $q_{ij\text{new}}^t$ 为经扰动后的新解； $q_{ij\text{new}}^t$ 为扰动前的解； $\text{rand}(0,1)$ 为 [0,1] 区间的随机数。

2.2 量子和声优化 IDMSFE 组合预测步骤

具体包括以下步骤。

步骤 1：根据中长期电量数据序列趋势，选择合适的单项模型，并计算单项模型预测结果。

步骤 2：根据 DMSFE 组合预测模型理论，建立含有矩阵形式 $\beta_{k \times T}$ 的 IDMSFE 组合预测模型，如式（6）所示。

$$\hat{y}_t = \sum_{i=1}^k \omega_i \hat{y}_t^{(i)} = \sum_{i=1}^k \frac{\left[\sum_{t=1}^T \beta_{it}^{T-t+1} (y_t - \hat{y}_t^{(i)})^2 \right]^{-1}}{\sum_{i=1}^k \left[\sum_{t=1}^T \beta_{it}^{T-t+1} (y_t - \hat{y}_t^{(i)})^2 \right]^{-1}} \hat{y}_t^{(i)} \quad (6)$$

单项模型权重为

$$\omega_i = \frac{\left[\sum_{t=1}^T \beta_{it}^{T-t+1} (y_t - \hat{y}_t^{(i)})^2 \right]^{-1}}{\sum_{i=1}^k \left[\sum_{t=1}^T \beta_{it}^{T-t+1} (y_t - \hat{y}_t^{(i)})^2 \right]^{-1}} \quad (7)$$

其中， β_{it} 是对于第 i 个单预测模型在第 t 个预测时刻的折现因子。

步骤 3：初始化目标函数，本论文采用平均绝对百分误差 MAPE (Mean Absolute Percentage Error) 最小作为目标评价函数，如式（8）所示。

$$\text{MAPE} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad (8)$$

式中： y_t 为第 t 期实际值； \hat{y}_t 为第 t 期预测值，含有权重的目标函数和约束条件如式（9）所示。

$$\begin{aligned} \text{Minimize } f(x) &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| = \\ & \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| y_t - \frac{\sum_{i=1}^k \left[\sum_{t=1}^T \beta_{it}^{T-t+1} (y_t - \hat{y}_t^{(i)})^2 \right]^{-1} \hat{y}_t^{(i)}}{\sum_{i=1}^k \left[\sum_{t=1}^T \beta_{it}^{T-t+1} (y_t - \hat{y}_t^{(i)})^2 \right]^{-1}} \right| / |y_t| \\ \text{s.t. } & 0 \leq \beta \leq 1 \end{aligned} \quad (9)$$

将 $\beta_{k \times T}$ 的确定归结为以 MAPE 为目标函数的优化问题，并采用 QHS 算法寻找对于不同预测时刻、不同单项预测模型的最优折现因子。

初始化算法参数包括和声库预设规模大小 HMS，优化参数上限和下限、和声库选择概率 HMCR、扰动调整概率 PAR 和带宽 BW 等参数，并利用坍缩理论和式（3）建立量子编码和声记忆库 (HM)。

步骤 4：以 HMCR 概率在 HM 中随机搜索新量子化和声，以 1-HMCR 的概率在 HM 外各变量的可行域搜索。

步骤 5：以概率 PAR 对新量子化和声进行局部扰动，扰动方式如式（5），并采用黄金分割策略进行扰动区间分割。

步骤 6：对新量子化和声按式（4）进行测量，评

价新解, 计算目标评价函数值, 确定最小目标评价函数对应的 β 向量, 有条件的更新和声库。如果根据搜索算法得到的新和声向量对应的目标函数值小于原和声库内的最大值, 则对和声库进行更新, 将新和声向量替换原和声库最大目标评价函数值所对应的和声向量。如果搜索得到的新和声向量对应的目标函数值大于原和声库内的最大值, 则不更新和声库。

步骤 7: 更新迭代次数, 并判定迭代终止条件。包括以下两种情况: 若循环次数大于事先设定的最大循环次数, 则停止搜索, 跳出循环, 并选取和声库内对应目标函数最小的和声向量为折现因子 β 的最优值; 否则, 返回步骤 4。

步骤 8: 基于上述步骤获得的折现因子最优矩阵 $\beta_{k \times T}$, 由式(7)得到单项预测模型的权重系数 ω_i , 进而通过式(6)得到 QHS-IDMSFE 组合预测模型结果。

3 实例仿真

为了验证模型的性能和准确性, 将某两个地区 2000~2012 年全社会用电量数据应用于 QHS-IDMSFE 组合模型进行仿真, 并进行最优参数 β 值和随机选择 β 值对预测精度影响的比较。表 1 为两地区用电量原始数据, 其中 2000~2010 年作为训练样本数据, 2011~2012 年作为测试数据。由图 1 的原始数据趋势可以明显看出, 两地区用电量数据呈现增长趋势明显, 因此, 单项模型选取一元线性回归、时间序列、灰色 GM(1, 1)和灰色 Verhulst 模型。基于前述 IDMSFE 模型的算法, 基本和声参数设置如下: HMS=35, HMCR=0.99, PAR=0.6, lb (优化变量 β 下限) =0, ub (优化变量 β 上限) =1。本程序运行环境为 2.27 GHz 英特尔酷睿双核 CPU 带 1 GB 随机存储器计算机, 并安装 windows 7 的 32 位操作系统, 在 Matlab7.6.0 (R2008a) 软件上运行。

本文采用了 4 个单项预测模型、11 个预测时刻, 因此, β 为 4×11 的待优化矩阵。经过量子化和声优化算法寻优, 得到组合预测模型中 β 矩阵参数, 其中, β_1 、 β_2 分别代表地区 1 和地区 2 的折现因子最优矩阵形式。代入式(7), 可得到单项模型的权重, 进而计算出组合预测结果。

表 1 两个地区用电量数据

Table 1 Historical data of two areas

	10 ⁸ kWh	
	地区 1	地区 2
2000	38.372 8	809.344 9
2001	42.960 0	867.550 0
2002	49.000 0	965.830 0
2003	56.620 0	1 099.000 0
2004	67.009 4	1 291.402 4
2005	81.608 1	1 501.924 0
2006	97.675 9	1 734.832 0
2007	113.254 0	2 013.674 3
2008	121.721 8	2 095.019 9
2009	133.767 5	2 343.846 7
2010	159.020 0	2 691.520 0
2011	185.281 1	2 984.904 3
2012	200.102 5	3 077.702 1

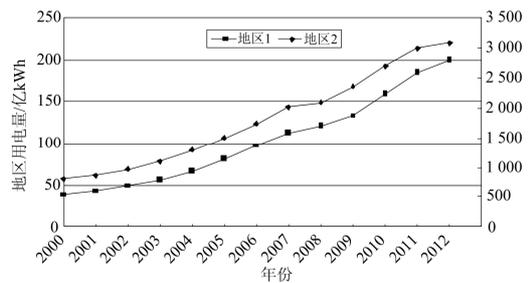


图 1 两地区原始数据趋势图

Fig. 1 Historical data curve of two areas

$$\beta_1 = \begin{bmatrix} 0.4575 & 0.9580 & 1.0000 & 0.6053 & 0.9318 & 0.4416 & 0.8481 & 0.9993 & 0.9998 & 0.7600 & 1.0000 \\ 0.9908 & 0.7532 & 0.4988 & 0.6692 & 0.9992 & 0.8489 & 0.6278 & 0.9807 & 0.4495 & 0.5813 & 0.1823 \\ 0.9919 & 0.6887 & 0.9997 & 0.9991 & 0.9743 & 0.5434 & 0.6371 & 0.1481 & 0.6909 & 0.2310 & 0.0645 \\ 0.9840 & 0.8829 & 0.9931 & 1.0000 & 1.0000 & 0.8490 & 1.0000 & 0.9848 & 0.8343 & 1.0000 & 0.9987 \end{bmatrix}$$

$$\beta_2 = \begin{bmatrix} 0.8632 & 0.9682 & 0.3749 & 0.9931 & 0.2075 & 0.9982 & 0.9943 & 0.9493 & 0.7463 & 0.9887 & 0.9999 \\ 0.4853 & 0.2979 & 0.0554 & 0.3718 & 0.9842 & 1.0000 & 0.7002 & 0.2436 & 0.7122 & 0.8044 & 0.1340 \\ 0.8572 & 0.9747 & 0.5860 & 0.2174 & 0.8881 & 0.7044 & 0.9955 & 0.1172 & 0.4566 & 0.3303 & 0.1464 \\ 0.9811 & 0.8130 & 1.0000 & 1.0000 & 0.9999 & 0.8337 & 0.9044 & 0.9996 & 1.0000 & 0.9957 & 0.9946 \end{bmatrix}$$

表 2 为参数 β 随机取值 0.1、0.5、1 与采用量子优化算法确定的 β^* 矩阵几种情况下得到的地区 1 年

用电量仿真拟合值。表 3 为对应上述情况下地区 2 年用电量仿真拟合值。

表 2 β 不同取值时地区 1 数据拟合结果

Table 2 Forecasting results of different β for No. 1 area
10⁸ kWh

年份	$\beta=0.1$	$\beta=0.5$	$\beta=1$	β^*
2000	37.219 4	36.959 6	36.388 9	37.340 5
2001	44.617 2	44.414 2	43.537 9	43.267 0
2002	53.360 2	53.197 0	52.148 7	51.122 2
2003	62.868 8	62.660 4	61.195 6	59.552 7
2004	73.298 3	73.000 6	71.050 9	69.008 9
2005	84.905 4	84.550 2	82.358 5	80.240 7
2006	97.924 8	97.625 2	95.776 8	94.036 9
2007	111.731 1	111.490 7	110.248 8	109.466 5
2008	125.832 2	125.578 3	125.011 5	125.917 7
2009	138.831 3	138.202 7	137.440 3	140.904 0
2010	152.736 5	151.859 6	151.842 7	158.996 0

表 3 β 不同取值时地区 2 数据拟合结果

Table 3 Forecasting results of different β for No. 2 area
10⁸ kWh

年份	$\beta=0.1$	$\beta=0.5$	$\beta=1$	β^*
2000	795.357 0	793.331 2	789.538 6	803.869 1
2001	903.701 1	905.641 2	898.491 6	893.073 4
2002	1 026.266 9	1 029.999	1 019.974 1	1 004.185 0
2003	1 168.100 8	1 173.159	1 160.882 1	1 137.717 6
2004	1 328.460 7	1 334.221	1 320.506 1	1 293.562 5
2005	1 516.425 5	1 521.943	1 509.122 3	1 483.957 8
2006	1 718.332 8	1 722.579	1 711.792 5	1 693.364 7
2007	1 936.006 2	1 937.644	1 930.828 3	1 925.510 1
2008	2 177.895 0	2 175.166	2 175.915 1	2 192.414 9
2009	2 360.741 8	2 352.572	2 354.797 0	2 393.215 6
2010	2 610.754 0	2 594.162	2 607.954 2	2 685.041 9

为了验证本文提出的 QHS-IDMFSE 模型的预测精度，本文采用平均绝对百分误差 MAPE、平均绝对误差 MAE、平均误差 ME 和均方根误差 RMSE 四个指标进行分析，公式如下：

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |y_t - \hat{y}_t| \quad (10)$$

$$ME = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t) \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (12)$$

表 4 为两地区对于不同 β 值计算得到的仿真数据与原始数据计算出来的误差值比较。考虑到 MAPE 为百分数形式误差，其他三项误差 (MAE、ME 和 RMSE) 为误差数值形式，故此，将两地区的 MAPE 误差值同时体现在图 2 中。从图 2 中可以明显看出，本文提出的 QHS-IDMFSE 模型对于拟合数据的 MAPE 误差最小，分别是 3.0402% 和 2.3855%。图 3 和图 4 分别为地区 1 和地区 2 的拟合误差指标 MAE、ME 和 RMSE 直观柱状显示图。从表 4、图 3 和图 4 可以看出，对于两个地区而言，由量子声确定的最优 β^* 计算得出的仿真拟合结果 MAE 和 RMSE 误差均为最小。

表 4 训练样本拟合误差比较

Table 4 Error comparison for training set

地区	$\beta=0.1$	$\beta=0.5$	$\beta=1$	β^*	
地区 1	MAPE	4.812 4%	4.676 7%	3.866 6%	3.040 2%
	MAE	3.657 7	3.573 1	3.102 0	1.056 9
	ME	-2.0287	-1.684 5	-0.544 6	-0.804
	RMSE	4.231 5	4.174 5	3.573 6	3.250 9
地区 2	MAPE	3.160 1%	3.337 0%	2.987 2%	2.385 5%
	MAE	45.994 6	48.162 3	44.033 9	37.370 2
	ME	-11.645 2	-11.497 6	-5.987 1	-8.360 8
	RMSE	53.508 8	56.783 4	52.267 6	48.087 6

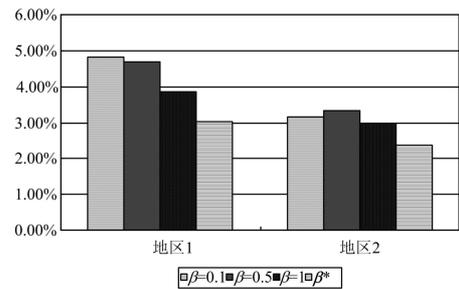


图 2 两地区 MAPE 误差比较图

Fig. 2 MAPE comparison for two areas

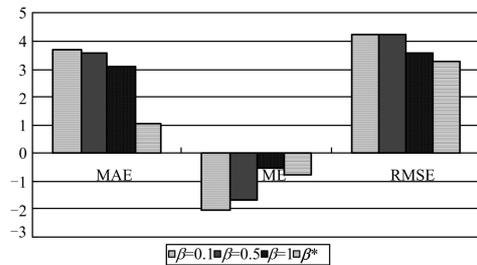


图 3 β 不同取值下地区 1 拟合误差比较图

(MAE, ME 和 RMSE)

Fig. 3 Error comparison of different values of β for No. 1 area (MAE, ME and RMSE)

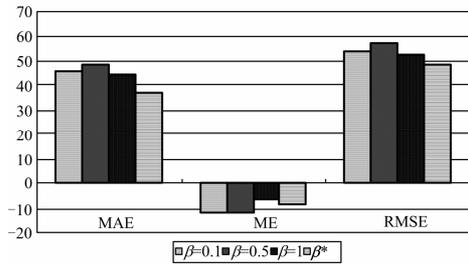


图 4 β 不同取值下地区 2 拟合预测误差比较 (MAE, ME 和 RMSE)

Fig. 4 Error comparison of different values of β for No. 2 area (MAE, ME and RMSE)

采用 QHS-IDMFSE 模型得到的拟合值 ME 误差均小于 β 取值 0.1 和 0.5 两种情况, 但是比 β 取值 1 的情况要略大一些。然而, 从 2000 年到 2010 年期间, 仅仅有个别年份的绝对误差 (即: 实际值与预测值之差) 略大, 最明显的为 2005 年, 2006 年和 2008 年, 其余年份均是本文提出的算法绝对误差明显小或者与 β 取值 1 的情况接近, 因此, 个别年份的绝对误差较大有可能会使整体的平均误差 ME 略大。造成这种情况的原因主要是论文采用的是 MAPE 误差作为量子声优化的目标函数, 因此算法在寻优过程中必然是保证平均绝对百分误差达到最小值, 有可能会出个别年份的绝对误差会略大。但是综合本文所采用的四个误差指标可以得出: 本文提出的 QHS-IDMSFE 预测性能优于随机选择 β 的方案性能。

为了评价 QHS-IDMSFE 模型对训练样本外数据的预测能力, 本文对两地区 2011~2012 年的用电量进行了预测。表 5 为测试数据 2011~2012 年通过 QHS-IDMSFE 得到的预测值。表 6 为两个地区对于不同的 β 取值情况下预测误差比较。

从表 6 比较结果可以看出, 对于两地区而言, 本文提出的 QHS-IDMSFE 模型预测误差 MAPE、MAE 和 ME 均明显小于随机选择 β 参数的方案预测误差。根据量子优化算法确定 β^* 矩阵得到的预测值而计算出来的均方根误差 RMSE 也明显低于随机选择 β 数值计算得到的预测误差; 同样, 对于最大误差指标 MaxAPE, 也是本文提出的模型最小。最大误差指标 MaxAPE 公式如式 (13) 所示。

$$\text{MaxAPE} = \max_t \left(\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right) \times 100, t = 1, 2, \dots, T \quad (13)$$

因此, QHS-IDMSFE 模型可以进行未来预测时点的外推, 并能够得到较好的预测效果。

表 5 2011~2012 年预测值

Table 5 Forecasting results for 2011-2012

地区	$\beta = 0.1$	$\beta = 0.5$	$\beta = 1$	β^*	
地区 1	2011	169.393 8	168.830 1	172.130 4	184.374 8
	2012	185.392 4	185.087 2	183.357 4	201.021 5
地区 2	2011	2 905.330 8	2 905.330 8	2 910.406 6	3 041.698 4
	2012	3 026.125 8	3 026.195 7	3 021.457 1	3 084.325 7

表 6 不同 β 取值下两地区误差指标比较

Table 6 Error comparison for different β for the two areas

地区	$\beta = 0.1$	$\beta = 0.5$	$\beta = 1$	β^*	
地区 1	MAPE	7.963%	8.1914%	7.733%	0.4742%
	MAE	15.298 7	15.733 15	14.947 9	0.912 65
	ME	15.298 7	15.733 2	14.947 9	-0.006 3
	RMSE	15.310 0	15.749 5	15.055 6	0.912 7
	MaxAPE	8.574 7	8.878 9	8.368 3	0.489 1
地区 2	MAPE	2.170 8	2.169 7	2.161 7	1.059
	MAE	65.574 9	65.539 95	65.371 35	31.708 85
	ME	65.574 9	65.539 95	65.371 35	-31.708 9
	RMSE	67.052 4	67.025 6	66.005 3	40.431 7
	MaxAPE	2.665 9	2.665 9	2.495 8	1.902 7

4 结论

DMFSE 组合预测方法是一种有效的预测方法, 然而大多数研究中对折现因子的选择通常采用经验方式, 没有考虑到模型及预测时刻差异对折现因子的影响。本文提出将原本所有预测时刻、所有单预测模型采用相同折现因子的方式发展成对不同预测时刻、不同预测单模型采用不同折现因子 β 的 IDMSFE 模型, 并通过量子声优化算法对 β 进行寻优。对训练样本和测试样本的预测误差 MAPE、MAE、ME 和 RMSE 分析可以得出本文提出的 QHS-IDMSFE 模型的预测精度最高。本方法主要特点归结如下:

(1) 组合预测模型可以有效利用各单项模型的预测信息, 同时减少模型选择的风险。

(2) 折现因子考虑不同模型和不同时刻的影响, 建立起矩阵形式的 β 。

(3) 解决 β 主观选择问题, 利用量子声算法进行 β 的最优值确定, 增大每个和声携带的信息量, 提高算法的寻优能力, 同时保证预测误差 MAPE 最小。

(4) 通过地区实际数据验证, QHS-IDMSFE 模型预测精度明显高于随机选择 β 的方案。

参考文献

- [1] 薛必克, 李陈龙, 郑亚先, 等. 遗传算法在中长期电量最优组合预测中的应用[J]. 华东电力, 2012, 40(9): 1525-1527.
XUE Bi-ke, LI Chen-long, ZHENG Ya-xian, et al. Application of genetic algorithm in optimal combination forecast of medium-long term load[J]. East China Electric Power, 2012, 40(9): 1525-1527.
- [2] 王允平, 黄殿勋, 熊浩清, 等. 智能电网环境下采用关联分析和多变量灰色模型的用电量预测[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(1): 96-100.
WANG Yun-ping, HUANG Dian-xun, XIONG Hao-qing, et al. Using relational analysis and multi-variable grey model for electricity demand forecasting in smart grid environment[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(1): 96-100.
- [3] 王文圣, 丁晶, 赵玉龙, 等. 基于偏最小二乘回归的年年用电量预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(10): 17-21.
WANG Wen-sheng, DING Jing, ZHAO Yu-long, et al. Study on the long term prediction of annual electricity consumption using partial least square regressive model[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(10): 17-21.
- [4] 张士强, 王雯, 王健. ARIMA 模型在城市年年用电量预测中的应用[J]. 电力需求侧管理, 2010, 12(6): 31-34.
ZHANG Shi-qiang, WANG Wen, WANG Jian. Application of ARIMA model in forecasting annual city electricity consumptions[J]. Power Demand Side Management, 2010, 12(6): 31-34.
- [5] 王文贺, 刘莉. 多元回归分析法在城市用电量预测中的应用[J]. 沈阳工程学院学报: 自然科学版, 2012, 8(4): 330-332.
WANG Wen-he, LIU Li. Based on multiple regression analysis in electricity demand forecasting in the city[J]. Journal of Shenyang Institute of Engineering: Natural Science, 2012, 8(4): 330-332.
- [6] 陈敏, 李泽军, 黎昂. 基于混沌理论的城市用电量预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(16): 41-45.
CHEN Min, LI Ze-jun, LI Ang. Forecast research of urban electricity consumption based on chaos theory[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(16): 41-45.
- [7] 陈国初. 文化微粒群神经网络在用电量预测中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2011, 23(2): 31-37.
CHEN Guo-chu. Application of particle swarm optimization neural network in electric load forecasting[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2011, 23(2): 31-37.
- [8] 王晓佳, 沈建新, 杨善林, 等. 基于 Gauss 插值的正交化预测方法在智能电网用电量预测中的应用研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 141-145, 151.
WANG Xiao-jia, SHEN Jian-xin, YANG Shan-lin, et al. Application research on Gaussian orthogonal interpolation method for electricity consumption forecasting of smart grid[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(21): 141-145, 151.
- [9] SUN Wei, WANG Jing-min, CHANG Hong. Forecasting annual power generation using a harmony search algorithm-based joint parameters optimization combination model[J]. Energies, 2012, 5: 3948-3971.
- [10] 陈伟, 赵庆堂, 赵锦苹. 基于信息粒化和支持向量机的风电场功率变化趋势和变化空间的预测算法[J]. 电工技术学报, 2013, 28(增刊 1): 169-173.
CHEN Wei, ZHAO Qing-tang, ZHAO Jin-ping. Combined model based on the information granulation and SVM for predicting change trend and change space of wind power[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(S1): 169-173.
- [11] YU Shi-wei, ZHU Ke-jun, ZHANG Xian. Energy demand projection of China using a path-coefficient analysis and PSO-GA approach[J]. Energy Conversion and Management, 2012, 53(1): 142-153.
- [12] 于龙, 郑益慧, 王昕, 等. 基于 SVM 与相似日的短期电力负荷预测[J]. 电工技术学报, 2013, 28(增刊 1): 217-223.
YU Long, ZHENG Yi-hui, WANG Xin, et al. Short term load forecasting based on SVM and similar days[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(S1): 217-223.
- [13] HIBON M, EVGENIOU T. To combine or not to combine: selecting among forecasts and their combinations[J]. International Journal of Forecasting, 2005, 21(1): 15-24.
- [14] BUNN D W. Forecasting with more than one model[J].

- Journal of Forecasting, 1989, 8(3): 161-166.
- [15] 夏冬, 吴俊勇, 贺电, 等. 一种新型的风电功率预测综合模型[J]. 电工技术学报, 2011, 26(增刊 1): 262-267.
XIA Dong, WU Jun-yong, HE Dian, et al. A novel combined model for wind power forecasting based on maximum entropy principles[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 26(S1): 262-267.
- [16] BATES J M, GRANGER C W. The combination of forecasts[J]. JSTOR Operational Research Quarterly, 1969, 20(4): 451-468.
- [17] GEEM Z W, KIM J H, LOGANATHAN G V. A new heuristic optimization algorithm: harmony search[J]. Simulation, 2001, 76(2): 60-68.
- [18] LEE K S, GEEM Z W. A new meta-heuristic algorithm for continues engineering optimization: harmony search theory and practice[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2005, 194: 3902-3933.
- [19] 李士勇, 李盼池. 量子计算与量子优化算法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2009.
- [20] HAN K K, KIM J W. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinational optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(6): 580-593.
- [21] 高辉, 徐光辉, 王哲人. 改进量子进化算法及其在物流配送路径优化问题中的应用[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(6): 969-972.
GAO Hui, XU Guang-hui, WANG Zhe-ren. An improved quantum evolutionary algorithm and its application to a real distribution routing problem[J]. Control Theory & Applications, 2007, 24(6): 969-972.
- [22] 李士勇. 量子计算及其在智能优化与控制中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.

收稿日期: 2014-01-14; 修回日期: 2014-03-20

作者简介:

孙伟(1978-), 女, 博士研究生, 讲师, 研究方向为负荷预测与低碳电力; E-mail: sunweichina@sohu.com

常虹(1976-), 女, 博士, 讲师, 研究方向为复杂过程建模与优化;

赵巧芝(1979-), 女, 博士研究生, 讲师, 研究方向为高级计量经济学。