

基于多种群遗传优化LSSVM的中长期负荷预测方法

韩亮¹, 胡娱欧¹, 张涛¹, 张晶¹, 罗异², 王佩雯²

(1. 国家电网公司 华北分部, 北京 100053; 2. 北京清能互联科技有限公司, 北京 100084)

摘要: 针对当前复杂经济环境下考虑经济、人口等多元因素的单一中长期负荷预测模型预测准确率难以提升的问题, 提出一种多种群遗传算法(MPGA)优化最小二乘支持向量机(LSSVM)的组合预测方法, 以各单一模型预测结果作为一次预测组, 采用灰色关联分析选取与其关联度较高的历史预测组, 连同各组所对应实际结果构建组合预测模型训练集及验证集, 并采用LSSVM模型进行训练并基于MPGA算法对最优LSSVM模型参数高效搜索, 通过最优模型参数实现二次组合预测。以北京市实际数据进行算例分析, 所提方法预测结果平均绝对百分误差为1.25%, 实证表明, 所提方法相比于单预测模型及基于常规搜索算法优化预测模型, 实现了中长期负荷预测准确率的有效提升。

关键词: 中长期负荷; 组合预测; 多种群遗传优化; 灰色关联分析; 最小二乘支持向量机

中图分类号: TM734

文献标识码: A

文章编号: 1674-6236(2022)12-0143-06

DOI: 10.14022/j.issn1674-6236.2022.12.029

Medium and long term load forecasting method based on LSSVM optimized by multi population genetic

HAN Liang¹, HU Yuou¹, ZHANG Tao¹, ZHANG Jing¹, LUO Yi², WANG Peiwen²

(1. North China Grid Company Limited, Beijing 100053, China; 2. Beijing Tsintergy Technology Co., Ltd., Beijing 100084, China)

Abstract: Aiming at the difficulty in improving the forecasting accuracy for the single medium and long term load forecasting model, which is considered to be difficult to improve in the complex economic environment, considering the multiple factors such as economy, population and so on, a Multi Population Genetic Algorithm(MPGA) is proposed to optimize the Least Squares Support Vector Machine(LSSVM). The prediction results of the single model are treated as prediction group as the first forecasting stage, and the historical group which has high correlation degree with it is selected by grey correlation analysis, together with the corresponding actual results of each group, the training set and verification set of combined prediction model are constructed. LSSVM model is used for training, and the optimal LSSVM model parameters are searched efficiently based on MPGA algorithm. The optimal model parameters are used to realize the combination prediction at the second forecasting stage. Taking the actual data of Beijing as an example, the average absolute percentage error of the proposed method is 1.25%. The empirical results show that the proposed method can effectively improve the accuracy of medium and long term load forecasting compared with single forecasting model and optimized forecasting model based on conventional search algorithm.

Keywords: medium and long term load; combination forecasting; multi population genetic optimization; grey correlation analysis; LSSVM

收稿日期: 2021-02-05 稿件编号: 202102038

基金项目: 华北电网电力改革研究(2019ZXHB03)

作者简介: 韩亮(1987—), 男, 山东潍坊人, 博士, 高级工程师。研究方向: 综合计划及电量计划。

中长期负荷预测是电网公司进行电网规划以及建设投资的重要前提和依据,准确的预测结果对保障电力系统经济和社会效益意义重大^[1]。随着我国经济进入新常态,增速逐步放缓、产业结构不断优化,负荷受经济等影响更加显著,其非线性特征愈加明显,给负荷预测工作带来更大挑战^[2-3]。

国内外中长期负荷预测方法包括传统方法、智能方法以及组合预测方法,传统方法预测精度依赖于负荷本身变化规律,难以描述负荷复杂的非线性特征,进而智能方法及组合方法得到更广泛的研究与应用^[4]。文献[5]采用模拟退火算法对支持向量机模型参数进行优化,相比传统方法其预测准确率提升明显,但该方法未考虑负荷以外的其他影响因素。文献[6]以部分经济指标为影响因素,以支持向量机为预测核心模型,利用粒子群算法对模型参数进行优化,取得了较高的预测精度。文献[7]采用多类影响因素指标,在主成分分析降维后采用标准支持向量机模型预测,精度较降维前得到提升。文献[8]针对当前复杂的非线性宏观经济形势,采用自适应粒子群算法改进的最小二乘支持向量机用电量预测模型,相比一般粒子群算法其寻优结果更佳。以上方法相比传统方法预测精度提升明显,但面对经济新常态下中长期负荷高度非线性、不确定性的特征,单一模型很难保证各场景下都能获得满意的预测结果,组合预测可对各单一预测模型的有用信息进行优化组合,比单一预测模型更系统全面,应用场景更广^[9-10]。文献[11]将人工蜂群算法与组合预测模型相结合,对线性回归等5个单模型权重进行优化求解,预测精度相对单模型提升明显。文献[12]对支持向量机及多元回归分析模型采用拟合方差最小化为目标函数,通过求解该非线性规划问题得到权系数组合,应用年最大降温负荷进行测试验证,结果满足实际工程需求。

上述组合方法根据各模型历史预测精度分配最优权重,但模型间机理各异、同一模型在不同场景下其预测误差具有一定随机性,且各模型在采用不同样本预测同一指标时预测值与实际值偏差规律难寻,采用按历史预测误差进行权重分配的组合方法难以保证在新的预测场景延续较好的预测效果。考虑到单一模型在采用相似训练样本及输入时预测结果相近,以及各模型在采用相同样本及相似输入时预测结果分布规律相近,该文通过关联各单一模型

历史预测结果组合相似性且兼顾模型参数优化,提出一种基于多种群遗传算法优化最小二乘支持向量机参数的组合预测方法,选取在考虑宏观经济等因素影响下应用较多的模型作为单模型,以全社会用电量为负荷预测对象,采用灰色关联分析进行影响因素筛选及各模型相似预测组筛选,将各模型一次预测组合与实际值作为输入与输出,采用最小二乘支持向量机为二次组合预测核心模型,通过多种群遗传算法提升模型参数寻优的可靠性、稳定性,通过实证分析证明该方法在中长期负荷预测中的有效性与实用性。

1 影响因素及相似预测组筛选

1.1 灰色关联分析建模

灰色关联分析根据不同序列曲线几何形状相似度衡量序列间联系紧密程度,可作为各序列间相互影响关系强弱量化指标^[13]。

设参考对象序列为 $x_0=\{x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n)\}$, 比较序列为 $x_i=\{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)\}$, $i=1, 2, \dots, m$, m 代表用于比较的评价对象个数, n 代表序列维数。

将序列 x_0, x_i 按式(1)进行归一化处理,得到新的序列 x'_0, x'_i :

$$\begin{cases} x'_0(t) = \frac{x_0(t)}{x_0(1)}, t=1, 2, \dots, n \\ x'_i(t) = \frac{x_i(t)}{x_i(1)}, t=1, 2, \dots, n; i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (1)$$

计算新序列间灰色关联系数如下:

$$\xi_i(t) = \frac{\min_i \min_t |x'_0(t) - x'_i(t)| + \rho \max_i \max_t |x'_0(t) - x'_i(t)|}{|x'_0(t) - x'_i(t)| + \rho \max_i \max_t |x'_0(t) - x'_i(t)|} \quad (2)$$

式中, $\xi_i(t)$ 为序列 x'_0 对序列 x'_i 在第 t 个维度指标上的关联系数, ρ 为分辨系数,取值范围为 $[0, 1]$, 其值越大分辨率越大,值越小分辨率越小,通常 ρ 取值 0.5。对各维度对应关联系数取平均数,得到原始序列 x_0 与第 i 个评价对象 x_i 之间的关联度为:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \xi_i(t), i=1, 2, \dots, m \quad (3)$$

r_i 越大,表明该评价对象对参考对象影响程度越大或与参考对象相似度越高。

1.2 纵向模糊加权建模

历史各影响因素对负荷的影响程度往往随年份呈“近大远小”的趋势,采用纵向模糊加权法对灰色

关联系数根据加权系数进行求和^[14-16]。加权系数表示为 $w(t), t=1, 2, \dots, n$ 。由此得到灰色加权关联度计算公式为:

$$r_i = \sum_{t=1}^n w(t) \xi_i(t), i=1, 2, \dots, m \quad (4)$$

$w(t)$ 计算方法如下:

1) 不同年份 t_1 与 t_2 间的模糊互补优先关系矩阵 $F=(f_{t_1 t_2})_{n \times n}$, $f_{t_1 t_2}$ 表示年份 t_1 与 t_2 间重要程度相对关系, 且 $f_{t_1 t_2} + f_{t_2 t_1} = 1, t_1, t_2 = 1, 2, \dots, n$ 。

当 $t_1 > t_2$ 时, 说明年份 t_1 比 t_2 数据重要程度更高, 取 $f_{t_1 t_2} = 1$; 反之, 当 $t_1 < t_2$ 时, 取 $f_{t_1 t_2} = 0$; 当 $t_1 = t_2$ 时, 表示年份 t_1 与 t_2 数据重要程度相同, 取 $f_{t_1 t_2} = 0.5$ 。

2) 在 $F=(f_{t_1 t_2})_{n \times n}$ 基础上得到模糊一致矩阵 $S=(s_{t_1 t_2})_{n \times n}$, 其中:

$$\begin{cases} s_{t_1 t_2} = \frac{s_{t_1} - s_{t_2}}{2n} + 0.5, t_1, t_2 = 1, 2, \dots, n \\ s_t = \sum_{k=1}^n f_{tk}, t, k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

3) 计算权值 $w(t)$:

$$w(t) = \frac{1}{n} - \frac{1}{2a} + \frac{1}{na} \sum_{k=1}^n s_{tk}, t, k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中, $a \geq (n-1)/2$, 一般取 $a=(n-1)/2$ 。

2 最小二乘支持向量机建模

最小二乘支持向量机(LSSVM)是在标准支持向量机(Support Vector Machine, SVM)基础上的进一步扩展, 通过用等式约束替换SVM中的不等式约束, 将SVM中二次规划问题转化为线性方程组求解问题, 大大简化原有复杂运算过程, 在处理非线性、小样本数据时优势明显, 适用于中长期负荷预测场景。

设给定样本集为 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^N$, 其中 x_i 为输入向量, 其维数为变量个数, y_i 为相应的输出, N 为总样本数量。建立回归模型为:

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (7)$$

式中, ω 为权值向量, b 为偏置, 用平方误差损失函数代替Vapnik的不敏感损失函数, 建立优化模型如下:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^N e_i^2 \\ \text{s.t. } & y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i, i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (8)$$

式中, e_i 为样本误差项, C 是惩罚系数。引入拉格朗日函数:

$$L(\omega, b, e_i, a_i) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^N e_i^2 - \sum_{i=1}^N a_i [\omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i] \quad (9)$$

式中, a_i 为拉格朗日乘子。对式(9)各个自变量求偏导并取0, 得到:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^N a_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow a_i = C e_i \\ \frac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

消去 e_i 和 ω , 将上式转化为以下矩阵运算形式:

$$\begin{bmatrix} 0 & E_N^T \\ E_N & \Omega I + C^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中, $\Omega = \varphi^T(x_i) \varphi(x_i)$, $E_N = [1, 1, \dots, 1]^T$, $a = [a_1, a_2, \dots, a_N]$, $y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$, 求解得到:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N a_i \Omega(x_i, x) + b \quad (12)$$

式中, $\Omega(x_i, x)$ 为核函数, 选取径向基函数为核函数, 其表达式如下:

$$\Omega(x_i, x) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right) \quad (13)$$

LSSVM模型预测精度主要受核函数参数 σ^2 和惩罚系数 C 影响, 对于一定样本集, 选取合适的 σ^2 和 C 是充分发挥LSSVM模型优势、增强其适用性的关键。

3 多种群遗传优化LSSVM组合预测建模

3.1 多种群遗传算法

遗传算法通过模拟生物自然选择与进化机制寻找最优解, 具有高度并行、随机及自适应特征。其中多种群遗传算法(Multi Population Genetic Algorithm, MPGA)采用多种群并行进化思想, 同时兼顾算法全局搜索及局部搜索, 计算结果对遗传控制参数敏感性大大降低, 收敛速度快, 能显著克服标准遗传算法未成熟收敛问题, 适合于复杂问题的优化。MPGA关键流程如图1所示。

3.2 模型参数寻优及组合预测流程设计

基于MPGA对LSSVM模型参数寻优过程如下:

1) 种群初始化

采用实数编码方式, 个体为一实数串, 由 σ^2 和 C

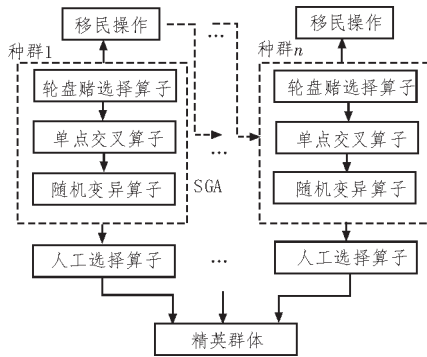


图1 MPG A关键流程

两个参数组成。设定搜索区间、种群规模及个体数,随机得到初始种群。

2) 确定适应度函数

将样本集划分为训练集及验证集,适应度函数取训练集及验证集平均绝对预测误差 e_{MAPE} 。计算公式如下:

$$e_{MAPE} = \frac{1}{n_1 + n_2} \left(\sum_{i=1}^{n_1} \left| \frac{y'_{sim,i} - y_{sim,i}}{y_{sim,i}} \right| + \sum_{j=1}^{n_2} \left| \frac{y'_{verif,j} - y_{verif,j}}{y_{verif,j}} \right| \right) \times 100\% \quad (14)$$

式中, n_1 为训练集个数, n_2 为验证集个数; $y'_{sim,i}$ 表示第 i 个训练样本输入对应的预测值, $y_{sim,i}$ 表示该训练样本实际值; $y'_{verif,j}$ 表示第 j 个验证样本输入对应的预测值, $y_{verif,j}$ 表示该验证样本实际值。

3) 人工选择操作

基于适应度比例法进行个体选择,设每个个体 i 的选择概率为 p_i ,计算公式如下:

$$\begin{cases} f_i = \frac{1}{F_i} \\ p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \end{cases} \quad (15)$$

式中, N 表示种群个体数, F_i 为个体 i 的适应度值,其为个体 i 对应 LSSVM 模型参数 σ^2 和 C 组合下,根据样本训练集及验证集进行预测测试得到的平均绝对预测误差百分数 e_{MAPE} 。

4) 单点交叉操作

采用实数交叉法,对第 k 个染色体 h_k 和第 l 个染色体 h_l 在第 j 位进行交叉操作。

$$\begin{cases} h_{kj} = h_{kj}(1-q) + h_{lj}q \\ h_{lj} = h_{lj}(1-q) + h_{kj}q \end{cases} \quad (16)$$

5) 随机变异操作

选取第 i 个个体的第 j 个基因 r_{ij} 进行变异,公式如下:

$$r_{ij} = \begin{cases} r_{ij} + (r_{ij} - r_{\max})z(g), & o > 0.5 \\ r_{ij} + (r_{\min} - r_{ij})z(g), & o \leq 0.5 \end{cases} \quad (17)$$

式中, r_{\max} 为基因 r_{ij} 上界; r_{\min} 为基因 r_{ij} 下界; o 为 $[0,1]$ 间的随机数; $z(g)$ 计算公式如下:

$$z(g) = r_2(1 - g/C_{\max})^2 \quad (18)$$

式中, r_2 是 $[0,1]$ 间的随机数; g 为当前迭代次数; C_{\max} 是最大进化次数。

6) 移民操作和人工选择算子

移民操作实现群体间个体协同进化,用源种群群体最优自适应度个体替换目标种群群体最差适应度个体,人工选择算子对各群体各代最优个体进行选择及保存,精英群体不进行选择、交叉、变异等遗传操作,保证进化过程中各种群中产生的最优个体不被破坏和丢失。

将目前考虑多因素影响时应用较好的主成分回归分析、偏最小二乘回归分析及 LSSVM 3 种模型作为一次预测所用单一预测模型,预测各年份用电量时采用相同样本及输入,得到历史各年份对应的预测值组合,并将各预测值组合与对应的实际值作为总体样本。为减小各历史预测组差异对模型参数寻优的影响,采用灰色关联分析选择与待预测输入组合相似的历史预测组作为样本,划分训练集及验证集,基于 MPG A 寻求使 LSSVM 在训练集及验证集上实现最优预测结果的 σ^2 和 C ,以此作为待预测组预测模型参数,以待预测组合作为模型输入,得到组合预测结果,方法整体流程如图 2 所示。

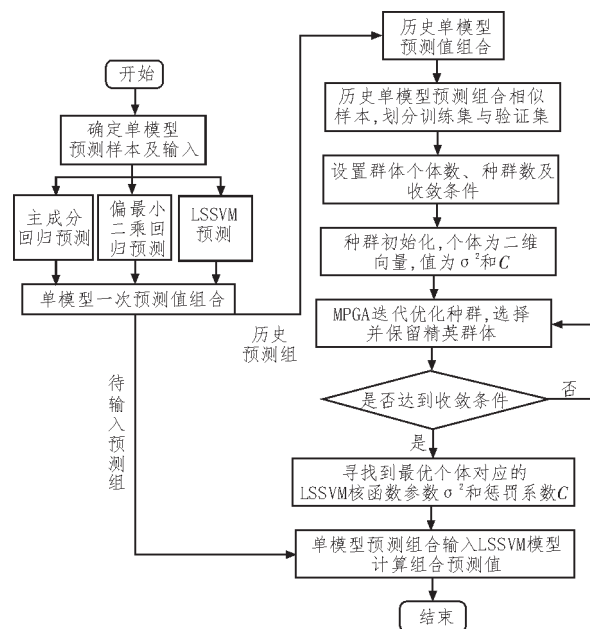


图2 基于MPGA优化LSSVM的组合预测流程

4 实证分析

以北京统计年鉴公布的北京地区2001~2019年全社会年用电量数据作为中长期负荷指标,以涵盖工业、建筑业、全社会固定资产投资、国民经济、人口、人民生活及能源七方面关键指标作为影响因素。

4.1 年用电量影响因素分析

将规模以上工业总产值、建筑业总产值、全社会固定资产投资、地区生产总值、第一产业占比、第二产业占比、第三产业占比、年末常住人口、居民人均可支配收入、居民人均消费支出、能源消费总量、万元GDP能耗这12个待筛选的影响因素分别用 X_1 到 X_{12} 表示,全社会年用电量用 Y 表示,各影响因素对年用电量加权灰色关联度如表1所示。选取关联度最大的前4个因素为主要影响因子,表明能源消费总量与年用电量关系最紧密,体现出工业发展对能源需求量变化是电量变化的主导影响因素,其次是城市人口规模以及近年来第三产业的持续发展和居民消费水平的普遍提高影响了全社会年用电量的发展,结果与实际相符。

表1 加权灰色关联度

影响因素	加权灰色关联度	影响因素	加权灰色关联度	影响因素	加权灰色关联度
X_1 /亿元	0.674	X_5 (%)	0.717	X_9 /元	0.754
X_2 /亿元	0.581	X_6 (%)	0.76	X_{10} /元	0.8
X_3 /亿元	0.7	X_7 (%)	0.814	X_{11} /万吨标准煤	0.873
X_4 /亿元	0.639	X_8 /万人	0.856	X_{12} /吨标准煤	0.721

4.2 单模型一次预测

以能源消费总量、年末常住人口、第三产业占比以及居民人均消费支出4个指标为输入,年用电量为预测,采用主成分回归分析、偏最小二乘回归分析及LSSVM分别预测各年份年电量,并将其他年份样本作为训练集,预测不同年份时仅有一个训练样本存在差异,因此确保了较小的样本集差异度。LSSVM模型参数为: $C=6\ 080$, $\sigma^2=150$ 。各年份预测年电量与实际值的对比如图3所示。

4.3 MPGA优化LSSVM二次组合预测

将3种模型一次预测结果作为二次组合预测模型输入,实际年用电量作为预测输出,得到多组样本集。计算待输入预测组与样本中其他预测组关联

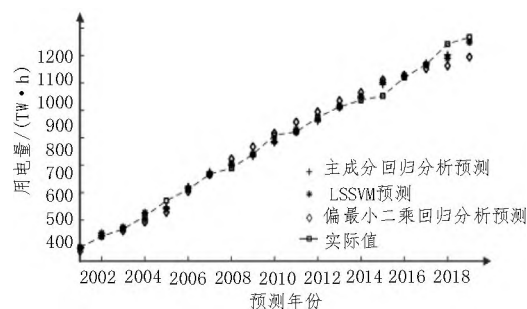


图3 各单模型一次预测结果

度,得到样本各预测组与其关联度,如表2所示。

表2 各模型预测组灰色关联度

年份	灰色关联度	年份	灰色关联度	年份	灰色关联度
2001	0.661	2007	0.801	2013	0.684
2002	0.675	2008	0.673	2014	0.692
2003	0.751	2009	0.658	2015	0.695
2004	0.658	2010	0.674	2016	0.714
2005	0.809	2011	0.661	2017	0.768
2006	0.813	2012	0.668	2018	0.824

选取关联度最高的前10个样本即2013~2018年每年对应一次预测组为相似预测组。以2018年预测组为验证集,其他组为训练集,2019年为测试集,分别采用SGA与MPGA对LSSVM模型参数 σ^2 、 C 进行优化,参数如下:进化代数均取300,单种群个体数为80;SGA交叉概率为0.2,变异概率为0.02;MPGA种群数为5,交叉概率变化区间为[0.2,0.6],变异概率区间为[0.001,0.05]; σ^2 和 C 搜索区间为[0.000 1,10 000]。

算法最优个体适应度收敛曲线如图4所示,结果如表3所示。各代最优个体适应度为在各代中最优个体对应 σ^2 和 C 下样本集及验证集平均绝对预测误差百分数(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)。可见MPGA优化LSSVM模型参数方式相比SGA优化LSSVM模型参数方式在训练集、验证集及测试集上平均预测误差均更小、寻优效果更佳、模型适应性更强。

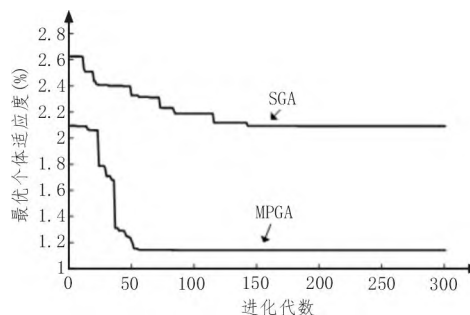


图4 SGA与MPGA两种算法最优个体适应度收敛曲线

表3 SGA与MPGA两种算法结果对比

方法	最优个体	训练集与验证集 MAPE (%)	2019年预测误差 (%)	收敛代数	算法耗时/s
SGA	$C=969.4$ $\sigma^2=12.53$	2.09	1.35	142	25
MPGA	$C=593$ $\sigma^2=0.206$	1.14	0.925	55	100

对各年份分别进行二次组合预测,预测结果如图5所示。

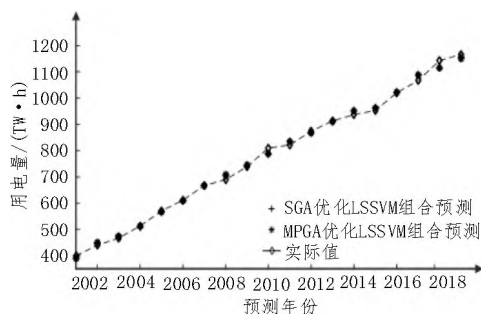


图5 两种组合预测模型预测结果对比

各模型预测 MAPE 如表4所示。结果表明该文所提方法相较于各单一预测模型取得了更好的预测效果。此外,通过采用与常规参数搜索优化算法对比可看出,所采用MPGA算法搜索范围更大,组合预测结果更稳定,在解决LSSVM模型关键参数 σ^2 和 C 选择问题上优势明显,可有效提升其在中长期预测中的实用性。

表4 平均绝对预测误差(MAPE)统计

方法	MAPE (%)
主成分回归分析	1.73
偏最小二乘回归分析	3.25
LSSVM	1.76
SGA优化LSSVM组合预测	1.34
MPGA优化LSSVM组合预测	1.25

5 结束语

经济新常态下宏观经济环境使中长期负荷随机性、不确定性进一步提升,增加了预测工作难度。考虑到单一预测模型预测精度提升空间有限,该文提出一种考虑各模型历史预测组合相似度的组合预测方法,针对LSSVM具有对小样本、非线性数据高效处理能力的同时又面临模型参数难以选择的难题,采用MPGA算法进行模型参数寻优,实证验证得到如下结论:

1) MPGA算法兼顾全局搜索及局部搜索的优

势,相较于标准遗传算法等常规搜索算法能更有效克服未成熟收敛的问题,收敛代数更少且模型寻优效果更佳,可作为有效的预测模型寻优算法,提升了预测精度,同时增强了模型稳定性。

2) 所提出的考虑单模型历史预测组相似样本选取及MPGA优化LSSVM模型参数的组合方法,其预测精度相较于单一预测模型及常规搜索算法寻优的组合预测模型更好,能更有效提升LSSVM这一核心智能预测模型在中长期负荷预测中的优势及实用性,对中长期负荷预测工作具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] 刘宇,郭林,阳锋,等.基于改进灰色理论的中长期负荷预测方法研究[J].电网与清洁能源,2016,32(8):51-56,61.
- [2] 康田园,尹淑萍,王现法,等.大型城市电网负荷特性及其影响因素分析[J].电测与仪表,2016,53(6):51-56.
- [3] 李亦言,严正,冯冬涵.考虑城市化因素的中长期负荷预测模型[J].电力自动化设备,2016,36(4):54-61.
- [4] 何健伟,曹渝昆.LSTM-RF的中长期风电功率组合预测方法[J].上海电力大学学报,2020,36(4):341-350.
- [5] 张震,徐子怡,袁淑芳.基于支持向量机和模拟退火算法对供暖热负荷的预测方法[J].自动化技术与应用,2016,35(2):10-14.
- [6] 曹渝昆,帅浩.基于多因素改进型PSOSVM算法的中长期负荷预测[J].上海电力学院学报,2016,32(6):603-608.
- [7] 简献忠,顾祎婷.一种基于全过程优化支持向量机的短期电力负荷预测方法[J].电力科学与工程,2018,34(11):45-51.
- [8] 徐龙秀,辛超山,牛东晓,等.基于自适应粒子群参数优化的最小二乘支持向量机用电量预测模型[J].科学技术与工程,2019,19(6):136-141.
- [9] 孙建波.基于EEMD与变权组合预测的光伏发电预测模型及应用研究[D].保定:华北电力大学,2019.
- [10] 刘洪志.改进的灰色模型在县域配电网负荷预测中的应用[D].济南:山东大学,2019.

(下转第157页)

- 端数据安全传输[J].计算机工程与设计,2019,40(7):1809-1815.
- [4] 赵川,段荣华,赵明,等.基于深度学习的数据交互信息网络安全评估方法[J].电子设计工程,2019,27(24):126-129.
- [5] 闫龙川,陈智雨,俞学豪,等.基于量子密钥分发的新型城镇电力业务安全交互架构[J].电力系统自动化,2020,44(8):28-35.
- [6] 李文俊,杨学强,杜家兴.基于数据中台的装备保障数据集成[J].系统工程与电子技术,2020,48(6):119-125.
- [7] 葛学东.大数据交互量下跨平台移动Web开发设计[J].科技通报,2019,253(9):137-140.
- [8] 袁喆,文继荣,魏哲巍,等.大数据实时交互式分析[J].软件学报,2020,31(1):162-182.
- [9] 王亭,王佳.基于BIM与IoT数据的交互方法[J].计算机工程与设计,2020,41(1):283-289.
- [10] 韩阳,王文娟,李俊.基于虚拟桌面终端技术的船舶通信数据交互方法[J].舰船科学技术,2020,42(20):149-151.
- [11] 许恒,张薇,李红鹏,等.基于分子药理学探究苦参-侧柏叶-女贞子抵抗化疗性脱发的作用机制[J].饮食保健,2020,7(32):88.
- [12] 赵宇海,印莹,李源,等.一种面向大规模序列数据的交互特征并行挖掘算法[J].计算机研究与发展,2019,56(5):992-1006.
- [13] 许斌,梁晓兵,沈博.大数据环境中非交互式查询差分隐私保护模型[J].计算机工程与应用,2020,950(7):122-127.
- [14] 吕小强,程刘胜,单成伟,等.矿用无轨胶轮车信息采集与数据便携交互系统设计[J].中国煤炭,2020,522(1):45-49.
- [15] 郭征华,朱建光.基于新型趋近律的六相永磁同步电机滑模控制[J].大电机技术,2020(2):1-6.
- [16] 刘凤洲,谢雄耀,王强,等.盾构施工沉降多源数据实时交互平台开发[J].隧道建设(中英文),2020,40(1):90-97.
-
- (上接第148页)
- [11] 陈国初,公维祥,冯兆红.嫡判别人工蜂群算法优化的风电功率组合预测模型[J].电力系统及其自动化学报,2017,29(7):41-45,67.
- [12] 王宁,谢敏,刘佳梁,等.基于支持向量机回归组合模型的中长期降温负荷预测[J].电力系统保护与控制,2016,44(3):92-97.
- [13] 吴云,雷建文,鲍丽山,等.基于改进灰色关联分析与蝙蝠优化神经网络的短期负荷预测[J].电力系统自动化,2018,42(20):67-72.
- [14] 王雁凌,吴梦凯,周子青,等.基于改进灰色关联度的电力负荷影响因素量化分析模型[J].电网技术,2017,41(6):1772-1778.
- [15] 南钰,宋瑞卿,陈鹏,等.基于改进熵权-灰色关联法的配电网可靠性影响因素分析[J].电力系统保护与控制,2019,47(24):101-107.
- [16] 杨楠,李宏圣,袁景颜,等.计及灰色关联度分析的中长期负荷灰色预测方法[J].电力系统及其自动化学报,2018,30(6):108-114.
-
- (上接第152页)
- [9] 林楠.无刷直流电机无位置传感器控制[D].杭州:浙江大学,2018.
- [10] 林浩.无刷直流电机无位置传感器换相方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2019.
- [11] 王小宁,王宜怀,丁伟.无刷直流电动机无位置传感器起动控制的研究[J].微特电机,2018,46(2):35-37.
- [12] 许欢.小型水泵电机的无位置控制研究[D].南京:东南大学,2017.
- [13] 郑直.一种无位置传感器无刷直流电机闭环控制系统设计[D].南京:南京理工大学,2018.
- [14] 常英健.无刷直流电机无位置传感器控制系统的研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2018.
- [15] 耿永,吴珏,雷志强.基于无刷直流电机的太阳能水泵控制系统设计[J].电子与封装,2020,20(4):28-33.
- [16] 蔡晓磊.基于STM32的电动车用永磁无刷直流电机控制技术研究[D].镇江:江苏大学,2015.