

# 基于 IBAS—BP 算法的热电厂负荷预测及工程应用

段中兴, 宋婕菲, 温倩, 周孟

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710055)

**摘要:** 针对热电厂负荷随机性强、预测精度差、计算时间长等问题, 提出一种结合改进天牛须搜索算法 IBAS 和 BP 神经网络的组合预测方法; 模型以热电厂的历史有功负荷、季节、日期类型和气象数据为输入因子, 通过引入精英策略, 将单个天牛寻优扩充为群体寻优, 同时改进天牛搜索步长, 使 BP 参数在 IBAS 搜索范围内有效寻优, 从而优化 BP 神经网络的权值, 增强其搜索和寻优能力, 提高预测网络的性能和精度; 采用 4 个标准测试函数, 将改进模型与标准天牛须算法对比; 引入均方根误差 RMSE、平均绝对百分比误差 MAPE 精度评价指标对 PSO—BP 网络、BAS—BP 模型、IBAS—BP 模型预测结果进行评估; 实验结果表明, 与其他模型的算例结果相比, IBAS—BP 模型具有更好的预测性能; 将热电厂负荷预测的结果, 作为其厂级负荷优化分配系统(厂级 AGC)的输入, 通过负荷优化分配系统, 得出单台机组未来负荷的预测值, 最大限度地降低供电煤耗量, 提高热电厂机组运行的经济性。

**关键词:** 热电厂; 负荷预测; BP 神经网络; 改进天牛须搜索算法 (IBAS); IBAS—BP 模型; 负荷优化分配

## Load Prediction and Engineering Application of Thermal Power Plant Based on IBAS—BP Algorithm

DUAN Zhongxing, SONG Jiefei, WEN Qian, ZHOU Meng

(College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

**Abstract:** In order to solve the thermal power plant load randomness, short-term power load prediction accuracy poor, long calculation time and other problems, the paper proposes a prediction method combined with Improved Beetle Antennae Search (IBAS) algorithm and BP neural network. Active load in the history of the thermal power plant, season, date type and weather data as input factors, by introducing elite strategy, the optimization of single Beetle is extended to group optimization, and the search step length of Beetle is improved. So that BP parameters could be effectively optimized within the search range of IBAS, to optimize the weight of BP neural network, enhance its search and optimization ability, and improve the performance and accuracy of the prediction network. Using four standard test functions, the improved model compared with standard BAS algorithm, the introduction of Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE), the precision evaluation index of PSO—BP network, BAS—BP model, IBAS—BP prediction model for evaluation. The experimental results show that compared with other kinds of model calculation results, the IBAS—BP model has better prediction performance. The load forecast result of thermal power plant is taken as the input of the plant level load optimization distribution system (plant level AGC), and the predicted value of the future load of a single unit is obtained through the load optimization distribution system, so as to minimize the coal consumption of power supply and improve the operation economy of thermal power plant units.

**Keywords:** thermal power plant; load forecasting; BP neural network; IBAS (improved beetle antennae search algorithm); IBAS—BP model; optimal load allocation

## 0 引言

热电厂通过负荷预测<sup>[1]</sup>能够得到不同时间段的负荷变化趋势, 规划、调度部门可以根据预测结果安排电网建设计

划, 调整机组配置, 满足用电需求的同时节省发电成本, 各负荷时段预测量可以指导运行部门安排机器检修及维护工序。因此, 无论从经济还是社会角度, 提升预测水平, 就是提高电网效益<sup>[2]</sup>。热电厂短期负荷预测作为预测的重

收稿日期: 2021-03-11; 修回日期: 2021-04-06。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51678470)。

作者简介: 段中兴(1969-), 男, 湖南株洲人, 博士, 教授, 博导, 主要从事智能系统与智能信息处理、智能检测与机器视觉、建筑环境控制与节能优化等方向的研究。

引用格式: 段中兴, 宋婕菲, 温倩, 等. 基于 IBAS—BP 算法的热电厂负荷预测及工程应用[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(10): 199-203, 210.

要内容, 需要达到更高的精度。目前, 基于深度学习<sup>[3-4]</sup>、智能算法<sup>[5-6]</sup>和人工神经网络<sup>[7-8]</sup>等模型已广泛应用于负荷预测中。

国内外对负荷预测及相关模型做了大量研究。霍娟等<sup>[9]</sup>采用改进支持向量机方法对负荷进行预测, 但 SVM 受自身参数影响较大, 预测结果具有不确定性。闫重熙等<sup>[10]</sup>采用天牛须搜索算法对向量机参数进行自动搜索, 能够有效提高模型的寻优能力, 但其算法寻优个体单一, 无法满足种群进化算法多样性要求。贾永会等<sup>[11]</sup>通过 BP 神经网络算法搭建燃烧区域温度预测模型, 无法避免 BP 网络局部极小化问题。孟子超等<sup>[12]</sup>提出基于迁移学习和深度卷积神经网络的组合优化方法, 解决中小样本学习能力差的问题。刘倩颖等<sup>[13]</sup>结合 Kmeans 聚类与 BP 神经网络算法, 对办公建筑逐时用电负荷进行预测, 在预测精度上有较大突破, 但未考虑 BP 网络训练速度慢的局限性。郭彤杏等<sup>[14]</sup>提出一种结合改进遗传模拟退火算法和 Metropolis 准则的 BP 神经网络优化算法, 有效提高网络的拟合能力。但该算法影响因子较多, 导致模型训练复杂性高, 寻优时间较长。

近年来, BP 神经网络广泛应用于短期电力负荷预测中, 针对目前研究存在的问题, 大量学者将种群进化算法<sup>[15]</sup>与 BP 神经网络方法紧密结合, 充分利用进化算法种群多样性的优点, 同时, 利用 BP 网络能够自适应及自学习的特点, 可使优化模型得到更好的预测效果。与其他种群算法相比, 2017 年提出的天牛须搜索算法, 个体单一, 运算量较少, 能够较好地解决简单的寻优问题。但因其只有一个寻优个体, 无法满足进化算法种群多样性要求, 一旦遇到多输入及更加复杂的优化函数, 或维数较多的优化问题时, BAS 的优化精度明显降低, 性能变差。本文引入精英个体和变步长策略对标准天牛须算法进行改进, 并通过建立 IBAS-BP 优化模型, 改善 BP 神经网络的寻优能力, 提高预测精度, 降低预测误差。

## 1 短期热电厂负荷的主要影响因素

短期热电厂负荷预测由多种因素共同作用: 一方面, 负荷数据呈随机性和波动性趋势; 另一方面, 负荷数据也具有周期规律性的特点, 这为实现有效的预测奠定了基础。影响短期电力负荷的主要因素如下:

1) 温度因素。不同的温度情况会产生对应的用电需求, 温度因素的变化对短期负荷预测产生较大的影响。例如, 夏季高温天气时, 空调、冰箱等制冷设备用电负荷较大; 冬季天气寒冷时, 温度较低, 电热毯, 电暖气等加热设备用电量明显增加; 春秋季节温度适宜时, 用电负荷较前两种情况趋于平稳。因此, 气温的变化已成为影响短期负荷预测的关键因素<sup>[16]</sup>。

2) 日期属性。通常, 短期电力负荷以星期为单位呈现周期性变化<sup>[17]</sup>。工作日用电负荷趋于平稳, 双休日用电种类较多, 用电负荷较工作日有较大波动。因此, 星期属性

是影响短期负荷预测的重要因素。

3) 电价因素。电网运行结构影响负荷特性的峰谷值, 合适的峰谷电价不仅能够降低高峰负荷的增长速度, 还可以较明显的拉高负荷力, 在一定程度上能够提高电力负荷的预测精度及电网设备的利用率。

4) 其他因素。短期电力负荷受多种因素共同作用, 影响因素的多样性对负荷预测产生不同的影响。除去温度, 日期等外界影响因素, 还包括用户习惯、深度调峰需求、灵活调峰需求等。

## 2 相关原理介绍

### 2.1 BP 神经网络

BP 神经网络信息正向传递, 误差反向传播。信息从输入层流向隐含层, 隐含层对信息进行加工处理后传递给输出层, 当输出层结果无法达到要求时, 权值沿着误差变化的负梯度方向调节, 最终达到误差最小值<sup>[18]</sup>。

由大量实验可知, 输入层和输出层节点个数可根据实际问题和需求确定, 隐含层神经元个数无法直接得出, 可通过经验公式穷举法, 选择最优隐含层节点数。

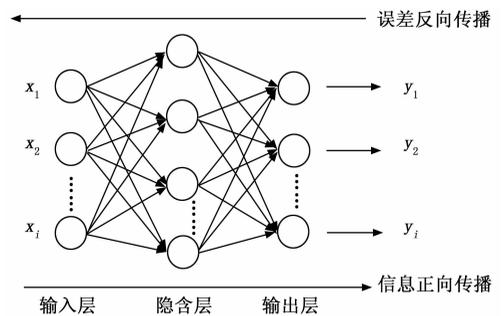


图 1 BP 网络结构

### 2.2 天牛须搜索算法

天牛须搜索算法 (BAS, beetle antennae search algorithm) 是一种观察天牛觅食行为提出的仿生启发式算法。天牛通过左右须感知食物气味, 并向气味更强的方向飞行, 不断调整自己的位置, 依据这一简单原理天牛可以快速高效地找到食物。同理, 在模型寻优过程中, 食物的气味可看作一个函数, 天牛采集自身附近的函数信息, 对其进行分析比较, 不断更新自己的空间位置, 直至找到函数最优解。

BAS 算法步骤如下:

1) 天牛参数初始化, 设置天牛须初始方向随机向量。

$$\vec{\alpha} = \frac{\text{rand}(K, 1)}{\|\text{rand}(K, 1)\|} \quad (1)$$

式中,  $K$  为空间维度,  $\text{rand}()$  为随机函数。

2) 建立天牛左右须的空间位置坐标。

$$\begin{cases} x_{l,t} = x_t - d_t \vec{\alpha} \\ x_{r,t} = x_t + d_t \vec{\alpha} \end{cases} \quad (2)$$

$x_t$  为第  $t$  次寻优时天牛的质心位置,  $x_{l,t}$  和  $x_{r,t}$  分别代表第  $t$  次寻优时天牛左右须的位置坐标,  $d_t$  代表第  $t$  次寻优时

天牛左右须的间距。

3) 创建天牛搜索行为移动模型。

根据适应度函数计算天牛左右须的适应度值  $f(x_l)$  及  $f(x_r)$ , 通过比较天牛当前空间位置左右须的适应度函数值, 判断下一步天牛位置的移动方向, 更新步长  $\delta$ 。

$$x_{r,t+1} = x_l - \delta_t \vec{\alpha} \text{sign}[f(x_{r,t}) - f(x_{l,t})] \quad (3)$$

式中,  $x_{r,t+1}$  第  $t+1$  次迭代天牛的质心位置,  $x_l$  为第  $t$  次迭代天牛的质心位置,  $\delta_t$  为第  $t$  次迭代天牛移动的步长,  $\text{sign}()$  为符号函数。

2.3 改进的天牛须搜索算法 (IBAS)

2.3.1 多个体精英策略种群更新方式

本文对标准天牛须算法进行改进, 将个体寻优扩充为多个体种群寻优, 引入精英策略种群更新模式, 保留了天牛须算法简单有效的寻优机制, 同时, 增加目标解的可能性, 从而提高算法的寻优能力与稳定性。

多个体精英天牛须优化算法原理: 天牛种群中, 每只天牛个体同时拥有左, 右须适应度, 选择其中较好的适应度, 并根据其确定天牛移动方向, 直到找到目标函数最优解, 记录每一次寻优过程的最佳适应度。天牛个体寻优能力各不相同, 随着算法的不断迭代, 种群会出现精英个体, 这些个体能够更好地掌握最优解信息, 加快寻优的速度的同时, 提高求解的精度。

天牛种群矩阵  $\mathbf{X}$  如下:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中:  $n$  为天牛个数;  $d$  为优化变量维数。通过比较左右两个适应度, 确定天牛个体适应度值, 并用向量  $\vec{F}_X$  表示:

$$\vec{F}_X = \begin{bmatrix} f_{x_1} \\ f_{x_2} \\ \vdots \\ f_{x_n} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$f_{x_i}$  表示天牛种群在同一维度下最优适应度值。

精英个体拥有较好的适应度值, 掌握搜索过程最优信息, 通过引入精英个体, 参与寻优过程, 提高种群搜索能力。精英个体矩阵  $\mathbf{C}$  如下所示:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \cdots & c_{1,d} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \cdots & c_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{n,1} & c_{n,2} & \cdots & c_{n,d} \end{bmatrix} \quad (6)$$

当代次数为  $m$  时, 精英个体适应度可由  $\vec{F}_{C,m}$  表示:

$$\vec{F}_{C,m} = \begin{bmatrix} f_{c_{1,m}} \\ f_{c_{2,m}} \\ \vdots \\ f_{c_{n,m}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

2.3.2 非线性递减步长控制策略

步长是控制天牛搜索能力的重要参数, 搜索步长的选择对算法的寻优效率和精度产生重大影响。步长较大时, 算法全局寻优能力较强, 但可能导致寻优跳离最优解, 出现收敛速度慢、精度低的问题; 步长较小时, 局部寻优能力较强, 但收敛速度太慢, 易陷入局部极值难以跳出。标准算法中步长为定值, 寻优效率较低, 求解精度较差, 本文在标准天牛须算法的基础上, 设计基于非线性递减步长控制策略的改进天牛须算法, 其搜索前期具有较大的步长, 种群不会过早密集地收敛于局部最优值, 使得算法在前期具有较强的全局寻优能力, 同时, 后期步长非线性递减, 使得后期搜索过程中不会因为步长较大错过最优值, 在后期也有较优的局部寻优能力。

非线性递减步长控制策略可表示如下:

$$\delta_{t+1} = \delta_0 - (\delta_0 - \delta_{t+1}) \left| \sqrt{\frac{t}{T}} * eta \right| \quad (8)$$

式中,  $\delta_0$  为初始步长, 一般取值较大, 增强全局搜索能力,  $t$  为当前迭代次数,  $T$  为最大迭代次数,  $eta$  为  $0 \sim 1$  之间的调节因子。当  $eta$  较大时, 全局搜索能力差, 较快陷入局部搜索, 当  $eta$  较小时, 局部搜索能力差, 易错过局部最优解。

3 基于改进天牛须搜索算法的 IBAS-BP 预测模型

BP 神经网络因其权值产生具有随机性, 存在易陷入局部最优、训练速度慢、稳定性差等不足。针对 BP 神经网络缺陷, 建立 IBAS-BP 优化模型, 采用 IBAS 算法对 BP 神经网络权值进行优化, 使 BP 网络在 IBAS 算法的范围内有效寻优。

IBAS-BP 算法流程如图 2 所示, 具体步骤如下:

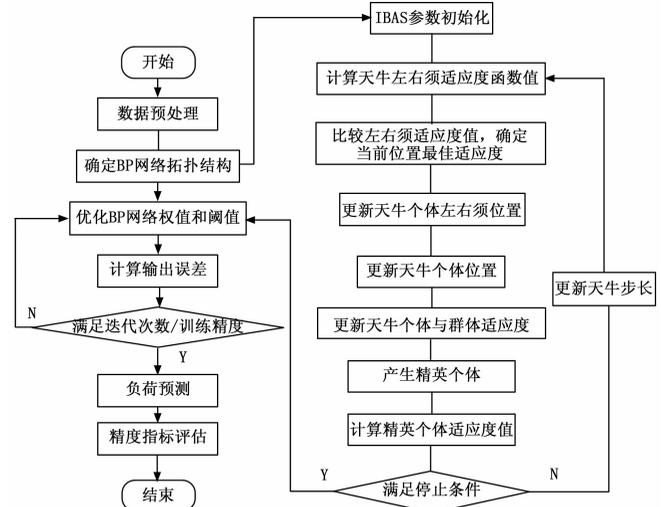


图 2 IBAS-BP 算法流程图

1) 初始化天牛参数: 天牛左右须间距  $d$ 、质心坐标  $x$ 、左右须的位置  $x_l, x_r$ , 天牛初始步长  $\delta_0 = 15$ 、迭代次数  $T = 200$ 。

2) 确定 BP 网络结构, 网络参数初始化。本文采用的 IBAS-BP 模型中, 输入层的 34 个单元分别为: 预测日前一天 24 h 整点负荷数据、训练日和预测日最高温度、最低温度、平均温度, 训练日及预测日季节特征、星期属性。输出层 24 个节点为预测日 24h 整点负荷值, 隐含层节点数取值范围 [6~28], 通过穷举法试验, 确定隐含层节点个数为 14。

3) 确定适应度函数。选取均方根误差 MSE 作为适应度评价函数。

$$f(x) = MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2 \quad (9)$$

其中:  $n$  为训练样本数,  $y'_i$  为预测值,  $y_i$  为真实值。

4) 更新天牛空间坐标。更新天牛左右须的空间位置坐标, 计算当前左右须的适应度函数值  $f(x_l)$  和  $f(x_r)$ , 对其进行比较, 确定天牛空间移动方向, 根据变步长策略更新步长。当适应度函数值达到训练精度或迭代达到最大次数时, 算法运行结束, BP 网络找到最优权值, 建立 IBAS-BP 组合模型。

5) 划分训练集和测试集。将预测日期前一周负荷数据作为训练样本输入 IBAS-BP 模型进行训练, 将测试集数据按照星期属性分为工作日和休息日分别进行预测。

6) 得到待测日负荷预测结果, 采用误差评价指标评估并得出结论。

### 4 算例分析

实验采用 Matlab 验证 IBAS-BP 预测模型的准确性和可靠性。模型输入为热电厂历史负荷数据、温度数据、日期属性、季节特征, 采样数据为热电厂前一年历史负荷, 采样周期为每日 24 h 逐点采样。模型输出为 24 h 负荷预测值。以 1 月 28 日 (工作日), 31 日 (休息日) 为例, 分别采用 PSO-BP 模型、BAS-BP 模型和 IBAS-BP 模型进行预测, 通过 3 种模型结果对比分析, 验证 IBAS-BP 模型预测性能。

#### 4.1 实验评价指标

选取 4 个标准测试函数进行测试, 将 BAS 算法与 IBAS 算法寻优性能对比, 验证 IBAS 算法的预测性能。4 种标准测试函数如表 1 所示, 其中  $f_1$  (Sphere) 为单峰函数,  $f_2$  (Girewank),  $f_3$  (Rastrigin),  $f_4$  (Alpine) 为多峰函数<sup>[19]</sup>。

表 1 标准测试函数

函数名称	测试函数	搜索空间	最优值
Sphere	$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
Girewank	$f_2 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	0
Rastrigin	$f_3 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$	0
Alpine	$f_4 = \sum_{i=1}^n  x_i \sin(x_i) + 0.1x_i $	$[-10, 10]$	0

设定 BAS 种群个数为 1, IBAS 种群个数为 20, 迭代次数为 200 次, 每种算法独立运行各函数 30 次。

为了更直观地表现预测能力, 实验选取均方根误差 RMSE、平均绝对百分比误差 MAPE 精度评价指标对结果进行分析。均方根误差 RMSE 能够很好地反映预测的精密程度; 平均绝对百分比误差 MAPE 能够正确地反映预测的精确度。回归预测指标公式如下:

$$RMSE = \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2 \right]^{1/2} \times 100\% \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y'_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (11)$$

#### 4.2 实验结果分析

基于 4 种标准测试函数的 IBAS, BAS 算法测试结果如图 3 所示。分析图 3 (b) 可知, 在有限的搜索代数内, IBAS 算法能够较快收敛到理想值, 有效避免陷入局部极值。图 3 (a)、(c)、(d) 中, IBAS 算法寻优精度分别可达到  $e-35$ ,  $e-14$ ,  $e-20$ , 都能够寻找到理论最优解 0, 说明本文算法具有更好的寻优精度。结合表 2 可知, IBAS 算法的测试平均值及标准差均小于 BAS 算法。因此, 与标准 BAS 算法相比, 无论是在单峰或者多峰函数问题上, 改进的 IBAS 算法都具有较高的寻优精度和较快的收敛速度。

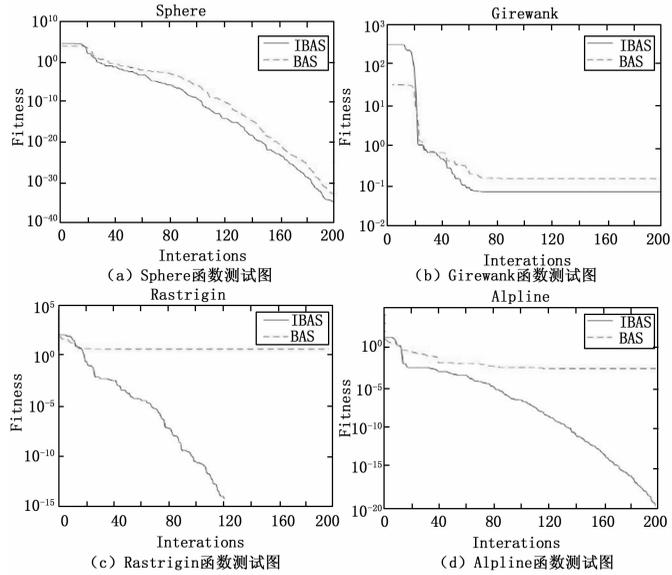


图 3 标准函数测试图

表 1 4 种函数测试结果

测试函数	评价指标	BAS	IBAS
Sphere	Mean	3.577e-33	5.830e-36
	Std	8.085e-33	5.483e-36
Rastrigin	Mean	1.359e+00	6.964e-01
	Std	1.153e+00	9.107e-01
Girewank	Mean	1.342e-01	1.016e-01
	Std	9.569e-02	6.229e-02
Alpine	Mean	7.606e-03	1.481e-04
	Std	1.820e-02	5.667e-04

图 4 为 1 月 28 日 (工作日), 1 月 31 日 (休息日) 负荷预测曲线图。分别采用 PSO-BP, BAS-BP, IBAS-BP 模型对工作日, 双休日 2 个星期属性日 24 h 电力负荷进行预测。

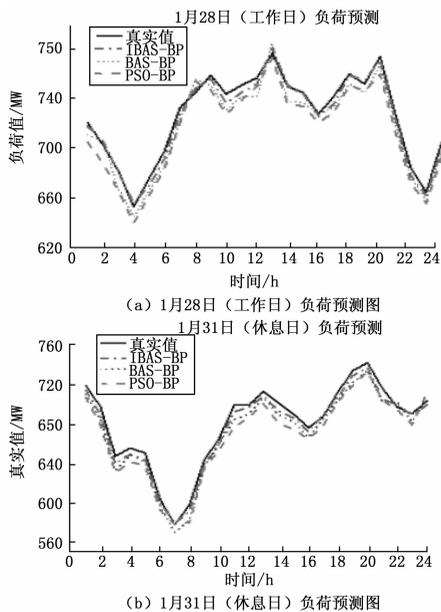


图 4 负荷预测曲线图

由图 4 可知:

1) 双休日相对误差大于工作日, 其原因可能为双休日不可控因素较多, 用电种类较多, 相比工作日较难建立准确的预测模型, 导致预测误差较大。

2) 无论工作日还是双休日, IBAS-BP 模型预测效果均优于 BAS-BP 模型和 PSO-BP 模型, PSO-BP 预测模型的相对误差最大, 模型的稳定性最差, IBAS-BP 网络稳定性优于 BAS-BP 网络。

引入精度评价指标 RMSE 和 MAPE 对模型预测性能作进一步评价, 如表 3 所示。

表 3 负荷预测误差评价

(a) 1月28日(工作日)预测误差			
模型 误差	PSO-BP	BAS-BP	IBAS-BP
RMSE	12.153	9.394	4.163
MAPE	0.016	0.012	0.005
(b) 1月31日(休息日)预测误差			
模型 误差	PSO-BP	BAS-BP	IBAS-BP
RMSE	13.416	9.716	5.595
MAPE	0.018	0.013	0.007

由表 3 所示, 工作日 IBAS-BP 模型的 RMSE, MAPE 分别为 4.163, 0.005; 休息日 IBAS-BP 模型的 RMSE, MAPE 分别为 5.595, 0.007。对 3 种模型误差进

行分析, IBAS-BP 模型平均误差小于 BAS-BP 模型, BAS-BP 模型平均误差小于 PSO-BP 模型。综上所述: 相较于 PSO-BP 模型及 BAS-BP 模型, IBAS 算法能更好地改善 BP 神经网络的预测性能, 模型的负荷预测精度较高。

### 5 工程应用

我国电力系统中, 热电厂机组承担着主要的发电任务, 高参数大容量的热电机组多采用单元制并列运行方式<sup>[20]</sup>。随着社会电力负荷的增加, 我国的电网体系架构也愈加复杂, 并网机组容量的日益增加, 对电网的安全运行和优化调度提出了更高的要求。电网调度政策遵循《电网调度管理条例》, 充分考虑电网配电设备的经济运行性能, 减排节能, 电厂机组负荷的优化分配。同时, 最大限度地平衡电网公司和电厂对于经济调度的需求。

由于系统负荷的变化, 发电机组不可能始终保持在经济负荷下运行。如何根据负荷预测结果在机组间进行负荷分配, 将会对整个系统的经济性能产生较大影响。本文基于热电厂机组煤耗特性曲线、在线用电率曲线、发电功率等数据, 结合电网调度政策, 对热电厂接收到 AGC 指令数据进行实时的优化分配<sup>[21]</sup>。

本文搭建负荷优化分配的数学模型, 需要满足电网调度负荷指令和机组安全运行的临界条件。采用粒子群优化算法, 依照机组运行状态和性能参数, 优化电厂机组负荷分布。负荷优化分配后, 工厂煤耗率较优化前下降, 能源利用率有所提升, 能够达到较好的节能优化效果。选取覆盖全工况范围的典型工况数据列于表 4。

表 4 优化前后煤耗分配对比

负荷指令/MW	1 465.25	1 775.25	1 985.20	2 240.55
优化前标煤耗/(g/kWh)	362.05	349.53	355.07	349.76
优化后标煤耗/(g/kWh)	360.70	347.81	352.26	348.10
节省标煤耗/(g/kWh)	1.35	1.72	2.81	1.66

表 4 通过对比分析典型负荷分布优化前后的标煤耗可知, 当全厂负荷指令在 1 465.25 MW 平台时, 每个机组的平均功率接近可调节范围的下限, 煤炭消耗量变化不明显, 负荷优化后煤炭消耗量降低 1.35 g/kWh, 节省标煤耗率为 0.372%。伴随机组稳定运行, 设施总负荷的增加, 负荷优化所产生的煤炭节约效果逐渐明显。位于 1 985.20 MW 平台时, 负荷优化后煤炭消耗量减少了 2.81 g/kWh, 节省标煤耗率为 0.791%, 煤炭使用率大大降低, 达到节省能源的最好效果。当该平台上添加总负荷指令至 2 240.55 MW 时, 优化后煤耗降低 1.66 g/kWh, 节省标煤耗率为 0.474%。综上所述, 优化机组负荷分配能够有效降低煤炭消耗, 绿色节能的同时, 电厂运行管理经济性有所提升。

高效的负荷预测为电厂机组实现精准的电力调度提供保障, 合理的负荷优化分配能够提高电厂效益, 后期可结合

(下转第 210 页)