

基于改进 ABC 算法的中长期电力负荷组合预测

陈强¹, 金小明², 姚建刚¹, 杨胜杰³, 龚磊¹, 吴兆刚¹

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 南方电网技术研究中心, 广东 广州 510620;
3. 湖南湖大华龙电气与信息技术有限公司, 湖南 长沙 410082)

摘要: 将人工蜂群(ABC)算法应用到中长期电力负荷预测中, 通过与组合预测模型相结合, 对组合预测目标函数进行优化权重求解。另外针对该算法的早期收敛速度慢、后期容易陷入局部最优的缺点, 通过引入扰动项, 并进行最坏蜜源替代予以解决。实例分析证明该改进算法收敛速度快, 全局寻优能力强。利用它求得的组合预测值, 相对于单一模型的预测结果, 精度有较大的提高, 说明该改进算法应用到中长期电力负荷预测中是可行的。

关键词: ABC 算法; 中长期电力负荷; 组合预测; 扰动项; OBL 策略

Improved artificial bee colony algorithm applied to medium and long-term load combination forecasting

CHEN Qiang¹, JIN Xiao-ming², YAO Jian-gang¹, YANG Sheng-jie³, GONG Lei¹, WU Zhao-gang¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;
2. Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510620, China;
3. Hunan HDHL Electrical & Information Technology Co., Ltd., Changsha 410082, China)

Abstract: Artificial bee colony (ABC) algorithm is applied to the medium and long term power load forecasting. Combined with the combination forecasting model, it optimizes the weights of combination prediction in objective function. A disturbing term and worst honey substitution are introduced to overcome the problems of slow convergence speed in the early stage and easy falling to local optimum in the late stage of the existing ABC algorithm. Case analysis shows that the improved method has rapid convergence and strong global optimization. Compared with the forecasting result of single model, the combination forecasting value by using the improved method is more accurate, which shows it is feasible in the medium and long term power load forecasting.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51277059).

Key words: artificial bee colony algorithm; medium and long-term electricity load; combination forecasting; disturbing term; OBL strategy

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)23-0113-05

0 引言

中长期电力负荷预测是电力系统调度运行、发展规划的前提, 其精度对电力系统的安全、稳定、可靠、经济运行起着至关重要的作用^[1-2]。由于中长期电力负荷预测具有预测时间跨度大, 影响因素较多的特点, 而单一电力负荷预测模型只能模拟影响其中的一个或几个因素, 因此难以得到满意的预测结果。而将几种不同的预测方法组合起来而形成的组合预测模型, 可以达到改善预测结果的目的。组合模型的一大关键在于如何确定组合预测中各个预测方法的权重值^[3-4]。本文在研究最新的智能

理论上, 将人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)应用到中长期电力负荷组合预测中, 应用于求解组合预测权重。

ABC 算法是根据蜜蜂寻找蜜源的过程而开发出来的一种群体智能算法。它与遗传算法(Genetic Algorithm, GA)以及粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)相比, 具有更好的全局寻优能力以及更加灵活的算法。在求解函数优化问题时, ABC 算法的优点是在每次迭代中都进行全局和局部搜索, 因此, 找到最优解的概率大大增加^[5-7]。近几年来, ABC 算法逐渐成为了进化算法的一个分支, 得到了大量学者的广泛关注, 并被广泛应用于实际问题中: Alok Singh 利用 ABC 算法在一个给出的无向带权图中成功找出了具有叶子约束的

最小生成树^[7]；QK Pan 等人成功将 ABC 算法应用到了流水作业调度问题^[8]。

作为一种新兴的群体智能算法，ABC 算法也存在早期收敛速度较慢，后期容易陷入局部最优等问题。针对这些问题，许多研究者相继提出过改进措施。本文综合比较了诸多改进方法，同时结合了电力负荷预测的相关特性，采用了在 ABC 算法中引入扰动项，并进行最坏蜜源替代的方法，将此改进的 ABC 算法应用到中长期电力负荷组合预测中，对权重值进行优化求解。通过实例分析，该改进措施不仅使得 ABC 算法收敛速度得到提高，局部容易陷入最优问题得到改善，而且证明该改进的 ABC 算法在中长期电力负荷组合预测中的应用是可行的，相对于单一负荷预测算法，预测精度得到了较大提高。

1 人工蜂群算法

ABC 算法作为模拟蜜蜂寻找蜜源的过程而形成的智能优化算法，其中蜜蜂通过分工合作而寻找最优蜜源的过程等同于优化问题寻找最优函数解的过程，而蜜源对应优化问题解空间的点。蜜源质量(收益率)则对应优化问题的适应度^[6, 9]。

ABC 算法中定义的人工蜂群分为三种：雇佣蜂、跟随蜂和侦查蜂^[7]。雇佣蜂和跟随蜂用于蜜源的开采，侦查蜂是为了避免蜜源种类过少。每个蜂群中雇佣蜂和跟随蜂各占一半，每个蜜源仅有一个雇佣蜂工作，也就是说雇佣蜂的数量和蜜源数量相等，用 T 来表示，算法也会随机生成 T 个初始解。定义第 i 个蜜源在 N 维空间中的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$ ，整个搜索过程可表示如下^[5-7]：

(1) 雇佣蜂凭借本能记忆在邻近的蜜源内选择一个蜜源。

(2) 雇佣蜂返回蜂巢内与跟随蜂分享其获得的蜜源信息。

(3) 跟随蜂根据收益率的高低(即最优问题适应度的大小)，以轮盘赌的概率方式，自己在邻近的蜜源内选择一个蜜源。

(4) 雇佣蜂放弃蜜源，变成侦查蜂，并开始随机搜索新的蜜源。

ABC 算法中的雇佣蜂和跟随蜂的蜜源位置更新公式为

$$V_{ij} = S_{ij} + r \cdot (S_{ij} - S_{kj}) \quad (1)$$

式(1)中： $k \in \{1, 2, \dots, L\}$ ， $j \in \{1, 2, \dots, N\}$ ， $k \neq j$ ； r 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数； S_{ij} 为蜜源当前的位置； S_{kj} 为随机选择一个领域蜜源的位置。

跟随蜂根据雇佣蜂分享的信息，对蜜源按轮盘赌的方式选择，其概率为

$$P_i = \frac{f(\delta_i)}{\sum_{i=1}^L f(\delta_i)} \quad (2)$$

根据 f_i 是否大于 0，适应度函数可以表示为

$$f(\delta_i) = \begin{cases} \frac{1}{1+f_i} & f_i \geq 0 \\ 1+abs(f_i) & f_i < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中： δ_i 为第 i 个蜜源； $f(\delta_i)$ 为第 δ_i 处蜜源的适应度值， $i \in \{1, 2, 3, \dots, T\}$ ， T 为蜜源的数量。收益率高的蜜源被选中概率较大。跟随蜂在比较 $f(\delta_i)$ 后在周边的蜜源中选择某一个蜜源^[5]。

2 人工蜂群算法的改进

2.1 引入扰动项

ABC 算法是根据式(1)来得到新蜜源的位置，式(1)中第一项为个体的当前蜜源信息，第二项为原蜜源与邻近蜜源之间的差异信息，由于蜜蜂邻域个体是随机选择的，没有考虑邻域个体蜜源与当前蜜源的关系，以及采用轮盘赌方式选择蜜源容易使算法陷入局部最优。为解决这个问题，在 ABC 算法的基础上加入扰动项，在每次迭代过程中，蜜源位置更新将由式(4)确定。

$$V_{ij} = S_{ij} + r \cdot (S_{ij} - S_{kj}) + (\alpha - 0.5)\varphi_j \quad (4)$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

式中： α 是在 $[0, 1]$ 范围变化的服从均匀分布的随机数； φ_j 为第 j 次寻找蜜源的扰动变量，取正值； N 表示 N 维空间，每一维空间的位置向量表示一个预测模型的权重。 $(\alpha - 0.5)\varphi_j$ 是一种不可预测的随机行动。

扰动变量 φ_j 能够控制第 j 次寻找蜜源的随机决策行为强弱，如太大则会打乱跟随蜂的选择蜜源机制，太小则会降低种群的全局搜索能力，为了在蜂群进化过程中能根据适应度的大小自动调节和加快收敛速度以及加强泛化能力，本文定义 φ_j 为^[10]

$$\varphi_j = \varphi_{\min} \left(\frac{f_{(S_j^{l-1-m})} - f_{(S_j^{l-1-n})}}{f_{(S_j^{l-1})} - f_{(S_j^{l-1-m})}} \right) \quad (5)$$

s.t.

$$S_j^{l-1} \neq S_j^{l-1-n} \neq S_j^{l-1-m}$$

$m < n$ ， $n = \min\{1, 2, \dots, N\}$ ， $m = \min\{1, 2, \dots, N\}$ 。

式中： φ_{\min} 为扰动最小量； $f(\cdot)$ 为适应度函数；

$S_j^{l-1}, S_j^{l-1-n}, S_j^{l-1-m}$, 分别为第 $l-1$, $l-1-n$, $l-1-m$ 次搜索到的蜜源位置, 进化时扰动变量 φ_j 值比较大, 第 j 个蜂群的变化步长随机性强, 当经过一定的进化后, φ_j 趋向于 φ_{\min} , 蜂群的变化步长随机性变弱。

引入扰动项的式(4), 第一部分为原来的蜜源位置, 第二部分为与邻近蜜源的差异, 第三部分为随机非理性行为的变化步长, 由于扰动项的存在, 即使出现局部最优的情况, 也能够保证蜂群新蜜源的更新以克服早熟收敛的问题。

2.2 最坏蜜源替代

在 ABC 算法迭代的过程中, 最差蜜源几乎不可能对需要的最优结果做出贡献, 这就在一定程度上影响了算法的收敛速度。因此可以考虑产生一个新蜜源替换最差蜜源。依靠产生候选解的相对点取代原候选解的 OBL 策略是对原候选解的一种较好估计, 这样将大大提高收敛速度, 通过 OBL 策略产生新蜜源取代最差蜜源具体方式如下^[11-13]:

在每代循环中, 标记最差蜜源, 对应位置为 X_b 。引用 OBL 策略后的新蜜源位置为 \overline{X}_b , 则 j 维的新位置 \overline{X}_{bj} 为

$$\overline{X}_{bj} = V_{ij} + S_{jH} + rand \times S_{bj} \quad (6)$$

通过最坏蜜源的替代, 不仅能大大提高收敛速度, 而且在一定程度上避免了陷入局部最优, 如果新位置对应的蜜源更佳, 则用其代替原蜜源位置。

3 组合预测模型在负荷预测中的应用

以年电力负荷为准构建组合预测模型, 设有 M 种不同的单一预测模型进行预测, 记 y_t 为第 t 年的实际电力负荷预测值 ($t = 1, 2, \dots, L$), 设第 k 种模型的第 t 年预测值为 f_{kt} ($k = 1, 2, \dots, M$), 则第 k 种模型第 t 年预测误差为 $e_{kt} = y_t - f_{kt}$, 第 k 种方法的权重为 ω_k 。则由这 M 种单一模型构成的组合预测值为^[14]

$$y_k = \sum_{k=1}^M \omega_k f_{kt} \quad (7)$$

若以误差平方和最小为目标, 则问题转化为

$$\min \sum_{t=1}^L \left(y_t - \sum_{k=1}^M \omega_k f_{kt} \right)^2 \quad (8)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^M \omega_k = 1, \quad 0 \leq \omega_k \leq 1, \quad k = 1, 2, \dots, M。$$

只要求出式(8)中的最佳权重 ω_k , 代入式(7)即可得到负荷预测值。

4 改进人工蜂群算法在组合负荷预测中的应用

基于改进 ABC 算法在中长期电力负荷组合预测的流程如图 1 所示, 具体实现步骤如下。

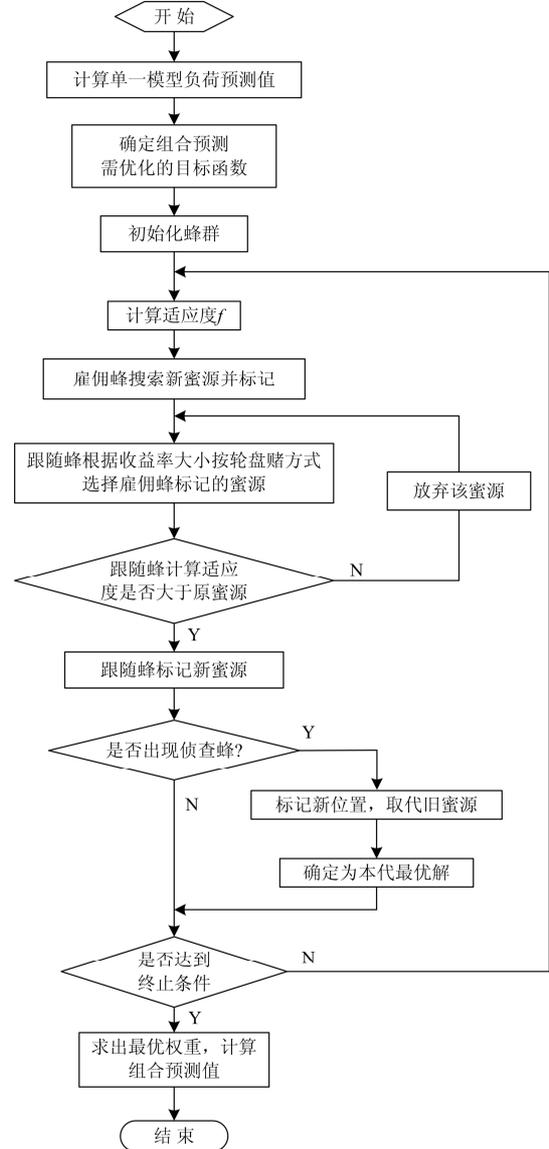


图 1 改进 ABC 算法在负荷组合预测中的流程

Fig. 1 Process of improved artificial bee colony algorithm applied to power forecasting

(1) 计算各单一负荷预测模型的预测数值, 确定组合预测模型需要优化的目标函数。

(2) 初始化蜂群, 随机产生 T 个初始解, 设定蜂群大小, 限制条件 $limit$ (觅食同一蜜源次数是否超过临界代数), φ_{\min} 值, 以及最大迭代次数以及等参数。

(3) 雇佣蜂搜寻新蜜源, 按式(4)在目标函数定义域内寻找蜜源。

(4) 跟随蜂根据雇佣蜂分享的信息, 按适应度的大小以式(2)来选择蜜源, 并计算他所选择蜜源的适应度大小, 与原蜜源进行比较, 若适应度大于原蜜源则标记该位置, 若小于则放弃该蜜源。

(5) 根据限制条件 $limit$, 检查是否需要出现侦查蜂。标记本代最优蜜源与最坏蜜源, 根据 OBL 策略依据适应度大小用新蜜源替代最坏蜜源。

(6) 重复迭代该过程判断是否达到终止条件。停止条件由最大迭代次数来确定。

(7) 求出函数的权重值 ω_k , 计算最终的组合预测数据。

5 实例分析

为验证本文改进型 ABC 算法应用到中长期电力负荷预测中的正确性和可靠性, 本文利用某地区 1998~2005 年全社会用电数据进行预测验证^[1]。单一预测分别采用线性回归、人工神经网络、指数平滑、灰色系统、灰色线性回归五个模型进行预测, 对预测模型按照 A1~A5 进行编号, 单一模型预测结果如表 1 所示。

利用 ABC 算法以及改进型 ABC 算法对五种单一模型进行组合预测, 取蜂群规模为 20, 雇佣蜂与跟随蜂的数量均为 10, 最大迭代次数为 1 000 次, 扰动项参数设定 $\varphi_{min}=0.005$, 规定 $limit$ 为超过 100 次, 雇佣蜂转化为侦查蜂。程序由 Matlab7. 5 编写, 通过实验, ABC 算法经过 279 次迭代后得到最优解, 而改进 ABC 经过迭代 185 次后即寻优结束。得到的各单一模型的权重值、基于 ABC 算法的组合预测值(ABC 算法, A6; 改进 ABC 算法, A7)以及预

测模型的百分误差比分别如表 2~表 4 所示。

表 1 单一模型预测值

Table 1 Results of sole forecasting models

年份	历史数据	单一模型预测数据/TWh				
		A1	A2	A3	A4	A5
1998	43.785	37.831	40.684	43.785	43.785	44.015
1999	45.646	45.191	45.075	46.180	44.221	46.179
2000	50.209	53.551	51.032	49.068	50.073	50.134
2001	55.758	58.912	58.299	54.487	56.116	55.380
2002	62.882	64.272	65.885	61.503	64.201	62.387
2003	72.520	74.632	72.541	71.830	72.789	72.392
2004	83.301	81.993	77.537	81.670	82.807	84.821
2005	94.633	89.353	85.896	89.248	93.749	95.659

表 2 各模型的权重值

Table 2 Weight of five forecasting models

预测模型	ABC 算法	改进 ABC 算法
线性回归	0.019 7	8.8225E-15
人工神经网络	0.006 2	0.069 8
指数平滑	0.038 9	4.6216E-15
灰色系统	0.204 5	0.258 4
灰色线性回归	0.730 7	0.671 0

表 3 组合预测值

Table 3 Results of combined forecasting models

年份	历史数据	TWh	
		ABC 算法组合 预测结果(A6)	改进 ABC 算法组合 预测结果(A7)
1998	43.785	43.816	43.688
1999	45.646	45.752	45.559
2000	50.209	50.153	50.141
2001	55.758	55.583	55.729
2002	62.882	62.782	63.050
2003	72.520	72.423	72.380
2004	83.301	84.186	83.724
2005	94.633	94.834	94.407

表 4 预测模型的百分比误差比较

Table 4 Comparison of percentage error of six forecasting models

年份	百分比误差/%						
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
1998	-13.599	-7.087	0.000	0.000	0.524	0.071	-0.222
1999	-0.997	-1.249	1.170	-3.122	1.168	0.233	-0.19
2000	6.657	1.653	-2.273	-0.271	-0.150	-0.112	-0.136
2001	5.656	4.557	-2.279	0.642	-0.678	-0.313	-0.051
2002	2.210	4.774	-2.193	2.098	-0.788	-0.159	0.267
2003	2.913	0.029	-0.951	0.371	-0.314	-0.133	-0.193
2004	-1.571	-6.921	-1.958	-0.593	1.825	1.062	0.508
2005	-5.580	-9.233	-5.690	-0.934	1.084	0.213	-0.238
MAPE	4.898	4.438	2.064	1.004	0.816	0.287	0.226

由表 4 可以看出, 单一负荷预测模型的最大误差为: -13.599%, 平均误差为: 4.898%; ABC 算法组合模型的最大误差为: 1.062%, 平均误差为: 0.287%; 改进 ABC 算法组合模型

的最大误差为: 0.508%, 平均误差为: 0.226%。因此, 改进 ABC 算法组合预测结果较单一预测精度有较大提高, 相对原 ABC 算法收敛速度更快, 全局寻优能力得到提升, 证明该算法在中

长期电力负荷组合预测中是可行的。

6 结语

(1) 针对 ABC 算法早期收敛速度低, 易陷入局部最优值的情况, 本文做出了改进: 通过引入扰动项, 很好地解决了早熟收敛问题, 打破了局部最优的困扰; 而最坏蜜源的替代, 有效地提高了收敛速度, 使得其优化性能得到进一步的提升。从实例证明中可以看出其出色的优化能力。

(2) 将 ABC 算法应用于中长期电力负荷预测中, 合理地应用人工蜂群算法全局寻优能力, 根据其灵活的算法, 结合负荷组合模型, 对组合函数进行优化权重求解, 其精度较单一预测模型有了较大的提高, 证明该算法应用于电力负荷预测是可行的。

参考文献

- [1] 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: 112-114.
KANG Chong-qing, XIA Qing, LIU Mei. Power system load forecasting[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2007: 112-114.
- [2] 陆宁, 周建中, 何耀耀. 粒子群优化的神经网络模型在短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(12): 65-68.
LU Ning, ZHOU Jian-zhong, HE Yao-yao. Particle swarm optimization-based neural network model for short-term load forecasting[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(12): 65-68.
- [3] 郑志杰, 李磊, 赵兰明. 考虑数据不确定性的中长期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(7): 123-126, 132.
ZHENG Zhi-jie, LI Lei, ZHAO Lan-ming. Medium and long term load forecasting considering data uncertainty[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(7): 123-126, 132.
- [4] 温青, 张筱慧, 杨旭. 基于负荷误差和经济发展趋势的组合预测模型在中长期负荷预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(3): 57-61.
WEN Qing, ZHANG Xiao-hui, YANG Xu. The application of combination forecasting model in medium-long term load forecasting based on load error and economic development trend[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(3): 57-61.
- [5] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical timization[R]. Technical Report-TR06. Erciyes University, 2005.
- [6] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687-697.
- [7] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithm[J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 214(1): 108-132.
- [8] PAN Q K, TASGETIREN M F, SUGANTHAN P N. A discrete artificial bee colony algorithm for the lot-streaming flow shop scheduling problem[J]. Information Sciences, 2011(181): 2455-2468.
- [9] SINGH A. An artificial bee colony algorithm for the leaf constrained minimum spanning tree problem[J]. Applied Soft Computing, 2008, 9(2): 625-631.
- [10] 卜虎正, 姚建刚, 李文杰. 中长期电力系统负荷预测的改进免疫粒子群算法[J]. 电力系统及自动化学报, 2011, 23(3): 139-144.
BU Hu-zheng, YAO Jian-gang, LI Wen-jie. Improved particle swarm optimization with immunity algorithms for medium and long term load forecasting[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2011, 23(3): 139-144.
- [11] PENEV K, LITFLEFAIR G. Free search-a comparative analysis[J]. Information Sciences, 2005, 172(1): 173-193.
- [12] 毕晓君, 王艳娇. 改进人工蜂群算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2012, 33(1): 117-123.
BI Xiao-jun, WANG Yan-jiao. A modified artificial bee colony algorithm and its application[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2012, 33(1): 117-123.
- [13] RAHNAMAYAN S, TIZHOOSH H R, SALAMA M M A. Opposition based differential evolution[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 12(1): 64-79.
- [14] 吴昌友, 王福林, 董志贵. 改进粒子群优化算法在电力负荷组合预测模型中的应用[J]. 电网技术, 2009, 33(2): 27-31.
WU Chang-you, WANG Fu-lin, DONG Zhi-gui. Application of improved particle swarm optimization in power load combination forecasting model[J]. Power System Technology, 2009, 33(2): 27-31.

收稿日期: 2014-01-20; 修回日期: 2014-03-31

作者简介:

陈强(1990-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力市场、负荷预测、配网规划等;

金小明(1964-), 男, 教授级高级工程师, 研究方向为电力系统规划设计及直流输电;

姚建刚(1952-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力市场、负荷预测、配电系统自动化、智能电网等。E-mail: yaojiangang@126.com