

# 基于改进免疫遗传算法和 Holt-Winters 的 电能计量器具配送优化

王 杰<sup>1</sup>, 孙 林<sup>2</sup>, 郑 直<sup>3</sup>, 张嘉浩<sup>3</sup>, 黄 雷<sup>3</sup>

(1. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 210032; 2. 金现代信息产业股份有限公司, 山东 济南 250101;  
3. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

**摘 要:**针对电能计量器具物流配送的需求量预测、配送中心选址以及客户分配等多个问题,提出一种基于改进免疫遗传算法和 Holt-Winters 模型的电能计量器具配送网络优化策略。首先,采用 Holt-Winters 模型来预测未来一年的月度需求量,黄金分割法可用于搜索最优平滑系数,提高预测的准确性;然后,采用高斯投影法将客户的经纬度转换为平面直角坐标,建立配送运输成本最小的目标函数,并基于种群的相似性和矢量距,对免疫遗传算法的抗体浓度进行改进;最后,以某省网计量中心—配送中心—客户二级电能表配送问题为例,采用改进免疫遗传算法求解目标函数,筛选最优的配送中心位置和客户分配方案。结果表明,改进免疫遗传算法具有更高的收敛效率和避免局部收敛的能力,本文所提电能计量器具配送网络优化策略对减小配送成本具有一定的参考价值。

**关 键 词:**电能计量器具;配送网络;Holt-Winters 模型;免疫遗传算法;抗体浓度

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2022.02.018 中图分类号:TM715 文章编号:1673-9140(2022)02-0156-08

## Distribution network optimization of electric energy measuring instrument based on the improved immune genetic algorithm and holt-winters model

WANG Jie<sup>1</sup>, SUN Lin<sup>2</sup>, ZHENG Zhi<sup>3</sup>, ZHANG Jiahao<sup>3</sup>, HUANG Lei<sup>3</sup>

(1. Nari Technology Development Co., Ltd., Nanjing 210032, China; 2. Jinxiandai Information Industrial Corporation, Jinan 250101, China; 3. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** The logistics and distribution problems of electric energy measuring instruments include demand prediction, distribution center location, customer distribution, etc. An optimization strategy for electric energy measuring instrument distribution network is proposed based on an improved immune genetic algorithm and Holt-Winters model in this paper. Firstly, the Holt-winters model is applied to predict the monthly demand in the next year. The golden section method can be utilized to search for the optimal smoothing coefficient to improve prediction accuracy. Then, the Gauss projection method is employed to transform the longitude and latitude of customers into Cartesian coordinates, and the objective function of minimum transportation costs is constructed. The antibody concentration of the immune genetic algorithm is improved based on the similarity and vector distance between populations. Finally, the power meter distribution problem of metering center-distribution center-customer in a provincial power grid is included.

收稿日期:2021-01-12;修回日期:2021-03-16

基金项目:国家自然科学基金(52077068);国电南瑞科研基金(4501192150)

通信作者:王 杰(1987-),男,中级工程师,主要从事电能计量、物资供应链方面的研究;E-mail:365072059@qq.com

ed as an example. The improved immune genetic algorithm solves the objective function and selects the optimal distribution center loca-tion and customer distribution scheme. It is shown that the improved immune genetic algorithm has higher conver-gence efficiency and the ability to avoid local convergence. The proposed optimization strategy of the e-lectric energy measuring instrument distribution network has a certain reference value to reduce the distribution costs.

**Key words:** electric energy measuring instrument; distribution network; Holt-Winters model; immune genetic algo-rithm; antibody concentration

随着智能电网的迅速发展,电能计量器具也逐步由传统电能表转变为智能电表。智能电表相比于传统电能表可以给用户提供更加精确的用电信息,通过科学记录,可以让用户用电更趋合理,同时可以调整电能质量,及时处理电能故障,提高人身与设备的安全性。然而,大规模安装使用智能电表会导致仓储规模的持续扩大和物流量的不断增长。这就要求电网计量中心不仅要采取相应措施降低物流配送成本,还要保持较高的客户服务水平<sup>[1-2]</sup>。

目前,国家电网提出了“整体授权、自动检定、智能仓储、高效配送”的基本目标,然而现今智能电表的各项配送活动主要以人工安排和调度为主,以计量中心为起始点,通过人工上报的数据将智能电表送往各个调度中心,用户购买时进行配送,此情况下的配送效率相对较低,配送信息的共享性较差。因此,有必要规划计量中心—配送中心—客户的二级物流配送网络,才能实现不同运输方式的有机配合。规划物流配送网络要确定网络中配送中心数量、所处位置及其客户分配情况,配送网络的合理化程度对企业物流配送效益的高低起着决定性作用,开展关于电能计量器具物流配送网络优化的相关研究十分有必要<sup>[3]</sup>。

配送网络优化问题大致可分为预测和选址两部分,大量学者对此开展了研究工作。关于时间序列预测,文献[4]根据配电系统的历史负荷信息,运用 Holt-Winters 模型预测了负荷的伪测量值,进而优化了用于配电系统状态评估的无迹卡尔曼模型;文献[5]提出了一种基于业务特征的电能表需求预测模型,该模型根据安装类型对电能表分类,再利用平稳性检验来分析安装类型影响需求量的主要因素,进而自适应地使用时间序列模型 (autoregressive integrated moving average model, ARIMA) 对电能表需求量进行分析预测,预测数据可靠。关于选址优化问题,免疫遗传算法具有保证种群多样性的特

征,克服了粒子群算法容易陷入局部最优的缺点,且具有较高的收敛速度,能够很好地解决多目标优化问题<sup>[6-7]</sup>。免疫遗传算法还可通过多种方式对其进行改进,文献[8]运用改进免疫遗传算法,通过重新定义抗体浓度,提出一种抗体浓度新定义下的策略,解决电压无功优化问题时改进算法在计算速度和优化效果方面都具有明显的优势。

本文采用 Holt-Winters 模型预测变化规律具有线性趋势性和季节性的电能计量器具需求量时间序列,需求量和客户位置信息作为已知量,以运输成本最小为目标建立数学模型,采用免疫遗传算法对电能计量器具配送网络进行优化,为了改善算法的收敛性,提高种群的多样性,基于相似性和矢量距对抗体浓度进行调整,改进免疫遗传算法,并应用于电能计量器具配送网络的选址、定位以及分配客户。

## 1 理论基础

### 1.1 Holt-Winter 模型

Holt-Winters 模型是多参数季节模型,适用于预测具有线性变化趋势且变化规律具有明显季节性的短期时间序列,Holt-Winters 模型是在一、二次指数平滑算法的基础上推导的,也被称为三次指数平滑模型<sup>[9]</sup>。

一次指数平滑模型适用于预测无明显变化趋势的时间序列,预测公式如下:

$$S_i = \alpha x_i + (1 - \alpha) S_{i-1} \tag{1}$$

式中  $S_i$  为第  $i$  期的一次指数平滑值; $x_i$  为第  $i$  期的实际值( $i=1,2,\cdots,n$ ); $\alpha$  为平滑系数( $0\leq\alpha\leq1$ )。

二次指数平滑模型加入趋势项  $t$ ,可用于预测具有线性变化趋势的时间序列,预测公式如下:

$$\begin{aligned} [S_i &= \alpha x_i + (1 - \alpha)(S_{i-1} + t_{i-1}) \\ \{t_i &= \beta(S_i - S_{i-1}) + (1 - \beta)t_{i-1} \\ [\hat{x}_i + h &= S_i + ht_i \end{aligned} \tag{2}$$

式中  $t_i$  为第  $i$  期趋势项的指数平滑值;  $\alpha$  为水平平滑系数;  $\beta$  为趋势平滑系数 ( $0 \leq \beta \leq 1$ );  $\hat{x}_i$  为第  $i$  期的预测值;  $h$  为向后平滑期数,  $h > 0$ 。

三次指数平滑模型是在二次指数平滑的基础上再平滑, 加入季节项  $p$ , 可分为加法和乘法模型。加法模型适用于变化季节性较为稳定的时间序列, 而乘法模型适用于季节性呈现比例变化的情况。加法、乘法模型分别如下:

$$\begin{cases} S_i = \alpha(x_i - p_{i-k}) + (1 - \alpha)(S_{i-1} + t_{i-1}) \\ t_i = \beta(S_i - S_{i-1}) + (1 - \beta)t_{i-1} \\ p_i = \gamma(x_i - S_i) + (1 - \gamma)p_{i-1} \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \hat{x}_{i+h} = S_i + ht_i + p_{i-k+h} \\ S_i = \alpha(x_i / p_{i-k}) + (1 - \alpha)(S_{i-1} + t_{i-1}) \\ t_i = \beta(S_i - S_{i-1}) + (1 - \beta)t_{i-1} \\ p_i = \gamma(x_i / S_i) + (1 - \gamma)p_{i-1} \end{cases} \quad (4)$$

式(3)、(4)中  $p_i$  为第  $i$  期季节项的指数平滑值;  $p_{i-k+h}$  为第  $i-k+h$  期的季节项的指数平滑值;  $k$  为周期长度, 对于月度数据,  $k$  取 12;  $\gamma$  为季节项的平滑系数 ( $0 \leq \gamma \leq 1$ );  $\hat{x}_{i+h}$  为第  $i+h$  期的预测值。

确定初始化水平值、趋势值的计算公式分别为

$$S_i = \alpha x_i + (1 - \alpha)(S_{i-1} + t_{i-1}) \quad (5)$$

$$x_1 = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{S(k+i) - S(i)}{k} \quad (6)$$

确定初始化季节性值的方法: 首先, 将所给的时间序列包含的周期数计算出来; 然后, 将各个周期内时间序列值的平均值计算出来。对于加法模型来说, 要将时间序列每个时刻的实际值减去其所对应周期的平均值来获得每个时刻的差值, 然后将这些差值取平均就能得到其第 1 个周期的初始化季节值。而对于乘法模型来说, 需将时间序列每个时刻的实际值除以相应周期的平均值得到每个时刻的比值, 然后将这些比值进行平均, 得到第 1 个周期的初始化季节性值。

Holt-Winters 模型预测趋势是否符合实际的关键在于平滑系数  $\alpha$  的选取、平滑系数控制权重下降速度,  $\alpha$  接近 1 时近期数据的权重较大,  $\alpha$  接近 0 时历史数据的权重较大。它既表征了模型对时间序列数据变化的反应速度, 又决定了预测模型修匀误差的能力。为了提高预测模型的准确性, 本文采用黄

金分割法筛选最优平滑系数<sup>[10]</sup>。

黄金分割法搜寻最优平滑系数的原理是在平滑系数的取值区间找到 2 个黄金分割点, 并将区间分为三部分, 对比平滑系数分别取这 2 个值时的预测值, 确定预测值较为准确的黄金分割点, 保留该点的相邻两区间, 保留区间即为缩小后的平滑系数取值区间。循环上述过程, 逐步缩小搜索区间, 直到区间长度在允许误差范围时, 区间内的任意一点都可看作极小点的近似值, 以此来确定最佳的平滑系数  $\alpha$ 。

## 1.2 改进免疫遗传算法

遗传算法是一种模拟自然选择和生物进化过程搜索最优解的随机优化方法, 基本操作包括选择、交叉和变异。免疫遗传算法是将免疫系统相关概念及其理论应用于遗传算法中的一种智能优化算法, 该算法综合了遗传算法的搜索特性和免疫算法求解目标函数的自适应特性, 能有效地抑制进化过程中出现退化现象, 同时避免搜索结果收敛于局部极值, 具有良好的全局搜索能力<sup>[11-13]</sup>。免疫遗传算法的重要概念和操作步骤如下。

1) 随机生成  $N$  个初始抗体种群。

$$X_i = L + U + \text{rand}(U - L) \quad (7)$$

式中  $X_i$  为第  $i$  个抗体;  $L$ 、 $U$  分别为可行解的下界、上界。

2) 计算抗体与抗原之间的亲和力。亲和度表示可行解对目标问题的匹配程度, 由于本文为物流配送优化问题, 因此, 抗体与抗原之间的亲和度为目标方程的倒数:

$$A(X_i) = \frac{f(X_i)}{\sum_{j=1}^{N-1} f(X_j)} \quad (8)$$

式中  $f(X_i)$ 、 $f(X_j)$  分别为第  $i$ 、 $j$  个抗体的适应度值;  $N$  为抗体总数。

抗体与抗体之间的亲和度主要表示 2 个抗体之间的相似程度, 根据欧氏距离, 计算公式为

$$H(X_i, X_j) = \sqrt{(X_i, X_j)^2} \quad (9)$$

抗体浓度是指抗体种群中相似抗体所占据的比重, 常规免疫遗传算法的抗体浓度:

$$D(X_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} H(X_i, X_j) \quad (10)$$

其中,  $H(X_i, X_j) \geq T$  时取  $H(X_i, X_j) = 1$ ; 否则, 取  $H(X_i, X_j) = 0$ ,  $T$  为相似度阈值。

每个抗体激励度由抗体和抗原之间的亲和度与抗体浓度构成,即

$$P = \varepsilon \frac{A(X_i)}{\sum_{j=0}^N A(X_j)} + (1 - \varepsilon) \frac{D(X_i)}{\sum_{j=0}^N D(X_j)} \quad (11)$$

其中  $\varepsilon$  为常数 ( $0 \leq \varepsilon \leq 1$ )。当抗体的亲和度越高时,抑制浓度高的抗体,这样可以有效的保持抗体的多样性。

3) 选取亲和度高的  $N_c$  个个体进行克隆作为记忆库,按照一定的概率对克隆的抗体进行交叉和变异,用亲和度高的变异抗体替代亲和度低的克隆抗体,同时保留当代种群中亲和度最大的抗体并更新记忆库,进入到下一抗体群。

4) 对种群进行刷新,随机产生  $N - N_c$  个抗体与记忆库中的  $N_c$  个抗体形成新的种群。

5) 判断程序是否满足终止条件,满足则输出结果,否则转步骤 2。

免疫遗传算法在评价抗体优秀程度时,常用抗体浓度控制的方法以保证物种多样性和全局最优解。对于电能计量器具配送网络优化问题,这些浓度控制方法的全局搜索能力较差,易因变异概率不合理而导致局部最优,抗体经过交叉变异后会产生大量的不可行解,且收敛速度较慢。为了解决这些问题,本文提出一种基于相似性矢量距改进抗体浓度的免疫遗传算法,将其应用于优化电能计量器具配送网络中。

根据抗体间相似度对抗体进行选择,相似度可根据信息熵或欧式距离求出,进而可得到基于相似性的抗体浓度函数:

$$D_1(X_i) = \frac{\sum_{j=1}^N 1/[1 + H(X_i, X_j)]}{N} \quad (12)$$

式中  $H(X_i, X_j)$  为第  $i, j$  个抗体的相似度。

抗体矢量距是指该抗体与其他抗体间适应度值差值的总和,计算公式如下:

$$V(X_i) = \sum_{j=1}^N |f(X_i) - f(X_j)| \quad (13)$$

根据抗体矢量距对抗体进行选择,可得到基于矢量距的抗体浓度函数:

$$D_2(X_i) = 1/[N \cdot V(X_i)] \quad (14)$$

综合考虑上述 2 种抗体选择策略,可得到抗体

浓度函数:

$$D(X_i) = \alpha D_1(X_i) + (1 - \alpha) D_2(X_i) \quad (15)$$

式中  $\alpha$  为常数调节因子 ( $0 \leq \alpha \leq 1$ ),  $\alpha$  的取值需一个训练的过程。

基于相似性和矢量距的抗体浓度函数选择低浓度、高适应度抗体的同时,可以维持种群的多样性,有效避免局部最优现象,提高免疫遗传算法的全局搜索能力。

### 1.3 目标函数

在进行电能计量器具配送网络优化时,需要获取每个客户的电能计量器具需求量,可通过建立预测模型的方式来计算得到。此外,计量中心和客户点的位置信息也是必不可少的。然而,收集到的原始信息通常是经纬度坐标,不能直接用于建模和计算。高斯投影法可将椭球面的经纬坐标转换为平面直角坐标,为便于计算,再将平面直角坐标进行平移,使所有的点都落在第 1 象限内。

对于电能计量器具配送网络优化问题,以电能计量器具的运输成本最小作为目标,配送单价和运输费用等数据为已知量,为了便于计算,假设客户点之间的运输距离为 2 点间的直线距离。构造配送网络优化的目标函数:

$$\min T_C = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n D_i d_{ij} c_{ij} z_{ij} + \sum_{j=1}^m \left[ \frac{\sum_{i=1}^n D_i z_{ij}}{H} \right] c_{0j} d_{0j} \quad (16)$$

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - X_j)^2 + (y_i - Y_j)^2} \quad (17)$$

$$\text{s. t. } x_{c_0} < X_j < x_{c_1}, j = 1, 2, \dots, m \quad (18)$$

$$y_{c_0} < Y_j < y_{c_1}, j = 1, 2, \dots, m \quad (19)$$

$$\sum_{j=1}^m z_{ij} = 1, \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (20)$$

式中  $j$  为待建配送中心,  $j = 1, 2, \dots, m$ ;  $i$  为客户点,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $d_{ij}$  为配送中心  $j$  到客户  $i$  的运输距离;  $(x_0, y_0)$  为计量中心的位置坐标;  $d_{0j}$  为计量中心到配送中心  $j$  的运输距离;  $(X_j, Y_j)$  为待建配送中心的位置坐标;  $c_{ij}$  为配送中心  $j$  到客户  $i$  的运输单价;  $c_{0j}$  为计量中心到配送中心  $j$  的整车运输单价;  $z_{ij}$  为决策变量,当客户点  $i$  由待建配送中心  $j$  配送货物时取 1, 否则取 0;  $(x_{c_0}, y_{c_0})$  为配送区域的起始点坐标;  $D_i$  为客户点需求量;  $(x_{c_1}, y_{c_1})$  为配送



区域的终止点坐标; $H$  为运输车辆的最大载量; $(x_i,y_i)$ 为客户点位置坐标。

本文的电能计量器具配送网络优化策略包括需求预测、配送中心选址、分配客户点等,流程如图 1 所示。

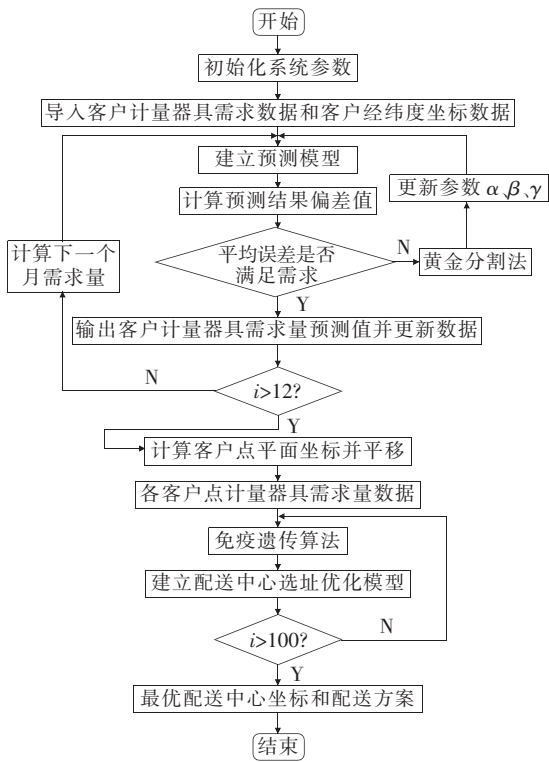


图 1 优化策略流程

Figure 1 Flow chart of optimization strategy

首先,输入客户的电能计量器具需求量和客户的经纬度坐标,通过建立预测模型并计算预测结果误差,若误差不满足限制条件,则通过黄金分割法重新计算  $a$ 、 $b$  和  $\gamma$ ,建立新的预测模型;若误差满足限制条件,则陆续计算出未来一年客户计量器具月度需求量。然后,采用高斯投影法对用户的经纬度坐标进行处理,得到在第一象限的平面直角坐标,同时输入各个客户点的计量器具需求量,将其代入配送中心选址优化模型,采用改进免疫遗传算法进行计算,进化得到适应度值最优的物流配送方案。

## 2 实例分析

### 2.1 预测结果

为了验证 Holt-Winters 模型预测电能计量器具月度需求量的准确性,本文选用 2015—2017 年某

省网某品规单相电能表月度故障抢修需求量作为原始数据<sup>[14]</sup>。采用黄金分割法选取最优平滑系数,然后利用 Holt-Winters 模型对 2018 年月度的电能表需求量进行预测,并将预测值与实际值进行比较。原始数据如表 1 所示,原始数据与 Holt-Winters 模型拟合结果的对比如图 2 所示,可知拟合曲线与实际变化曲线重合,预测的变化趋势和季节性符合实际变化规律,预测效果较好。

表 1 原始数据

Table 1 Raw data

月份	故障抢修需求量/件		
	2015	2016	2017
1	7 071	6 396	6 654
2	4 822	5 445	4 761
3	6 394	6 304	6 809
4	5 961	5 597	5 533
5	5 134	4 692	4 749
6	5 213	5 449	5 046
7	7 354	6 863	6 524
8	7 724	7 929	7 438
9	6 664	6 666	6 350
10	5 690	5 189	5 271
11	5 013	5 765	6 866
12	5 384	5 876	5 995

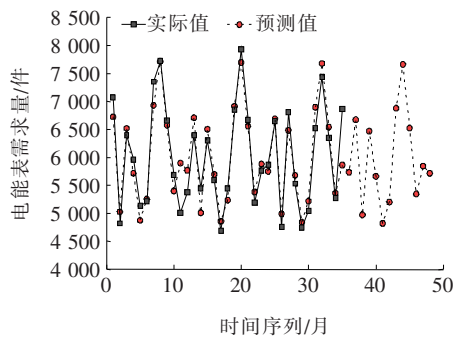


图 2 Holt-Winters 模型预测结果

Figure 2 Prediction results of Holt-Winters model

2018 年月度电能表需求量的实际值与预测值的对比如表 2 所示(预测误差=|预测值-实际值|/实际值 $\times 100\%$ ),可知预测效果较好。由于政策、市场、特殊气候等实际因素对电能表需求量的影响较为复杂,少量的预测结果误差较大难以避免,但预测结果与实际结果的变化趋势性和季节性一致,验证了 Holt-Winters 模型用于电能计量器具需求预测的可行性。

表 2 2018 年月度电能表需求量的实际值与预测值

Table 2 Actual value and predictive value of monthly power meter demand in 2018			
月份	电能表需求量/件		误差/%
	实际值	预测值	
1	5 650	6 672	18. 10
2	5 150	4 975	3. 40
3	6 758	6 468	4. 30
4	5 936	5 662	4. 61
5	5 381	4 824	10. 36
6	5 326	5 201	2. 34
7	5 488	6 879	25. 35
8	7 870	7 662	2. 64
9	6 115	6 525	6. 71
10	4 714	5 349	13. 47
11	4 828	5 847	21. 10
12	5 536	5 717	3. 27

2.2 配送方案

本文的电能量器具配送网络优化策略将应用于求解一个计量中心—配送中心—客户的二级配送网络实例,实例包括 52 个客户点<sup>[15]</sup>和 1 个计量中心。利用高斯投影法可将用户和计量中心的经纬度坐标转换为平面直角坐标并进行坐标平移,利用 Holt-Winters 模型可预测未来 1 a 的电能表月度需求量,年度需求量由月度数据累加得到,最终结果如表 3 所示,其中计量中心坐标为(0,0)。

由于不同用户对电能表的需求量差异较大,本模型选取配送中心数量为 5;假设计量中心到配送中心和配送中心到客户的单位长度运输成本相同,本文取 100;电能表从计量中心运输到配送中心的运输方式为整车运输,从配送中心到客户的运输方式为零担运输,整车运输的最大载量取 400;将不同位置点之间的直线距离视为其运输距离。

基于改进免疫遗传算法的配送中心位置和配送网络客户分配方案如图 3 所示,可以看出,客户点大致分为 5 个区域,每个区域由一个配送中心承担配送电能表的任务。配送中心靠近这些区域的中心,配送路线呈放射状到达每个客户。电能表配送方案如表 4 所示,表中粗体的客户编号为所选的 5 个配送中心。由于不同客户对电能表的需求存在较大差异,故不同配送中心的分配客户数量也存在着较大差异。

表 3 客户点位置及电能表需求量

Table 3 Customer location and power meter demand					
编号	经度/(°)	纬度/(°)	X 坐标	Y 坐标	需求量/件
1	39.98	119.78	0.62	29.29	30 000
2	39.83	119.49	−1.44	27.08	12 500
3	40.41	118.96	4.41	21.60	6 000
4	39.94	119.60	−0.08	27.85	7 500
5	39.89	119.24	−1.07	24.83	4 000
6	39.88	118.88	−1.53	21.78	6 000
7	39.53	116.70	−7.73	3.45	2 800
8	39.12	116.39	−12.54	1.24	1 000
9	38.69	116.64	−17.11	4.00	3 900
10	38.87	116.47	−15.27	2.24	4 790
11	39.32	116.50	−10.24	1.99	4 000
12	39.75	116.99	−4.96	5.70	1 594
13	39.42	116.31	−9.37	0.24	1 280
14	39.89	116.97	−3.44	5.36	1 800
15	39.99	117.07	−2.31	6.08	1 350
16	40.96	117.94	9.43	12.21	200
17	40.55	117.66	4.52	10.35	450
18	40.77	118.18	7.59	14.46	90
19	41.00	118.69	10.70	18.48	4 900
20	40.60	118.48	6.06	17.29	2 100
21	40.94	117.34	8.55	7.17	300
22	41.95	117.76	20.28	9.25	1 180
23	40.42	117.51	2.94	9.25	1 300
24	40.88	117.09	7.63	5.09	650
25	40.94	117.03	8.32	4.49	860
26	40.82	114.89	5.03	−13.42	1 420
27	40.61	115.06	2.92	−11.76	960
28	40.04	115.28	−3.28	−9.26	1 055
29	40.42	115.52	1.07	−7.68	7 800
30	40.38	115.21	0.42	−10.24	3 200
31	40.92	115.83	6.91	−5.55	470
32	40.11	114.15	−3.32	−19.00	4 300
33	39.83	114.59	−6.17	−15.01	3 300
34	40.77	114.74	4.40	−14.63	3 780
35	40.68	114.41	3.13	−17.29	820
36	40.97	115.28	7.04	−10.29	6 200
37	41.85	114.63	16.36	−16.65	2 770
38	41.09	113.99	7.45	−21.26	4 310
39	41.67	115.67	15.12	−7.73	1 800
40	41.15	114.71	8.56	−15.21	1 670
41	39.65	118.18	−4.94	16.06	8 100
42	39.23	118.99	−8.66	23.72	270
43	39.66	118.26	−4.66	16.74	2 600
44	39.84	118.14	−2.82	15.42	5 260
45	39.55	118.10	−6.08	15.55	770
46	40.20	117.97	0.97	13.46	2 650
47	40.16	118.30	0.92	16.40	540
48	40.01	118.70	−0.34	20.06	3 900
49	39.74	118.71	−3.33	20.47	1 250
50	39.49	118.68	−6.09	20.57	6 880
51	39.43	118.89	−6.59	22.52	7 500
52	39.27	118.46	−8.79	19.01	5 600

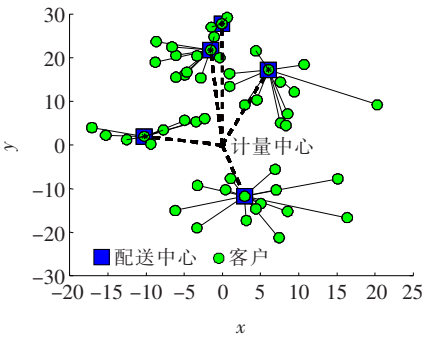


图 3 电能表配送方案

Figure 3 Distribution scheme of power meter

表 4 配送网络选址及客户分配

Table 4 Distribution network location and customer allocation

配送中心编号	位置/(°)	客户编号
1	39.88, 118.88	5, 6, 41, 42, 43, 44, 45, 48, 49, 50, 51, 52
2	39.32, 116.50	7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15
3	40.60, 118.48	3, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 46, 47
4	40.61, 115.06	26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40
5	39.94, 119.60	1, 2, 4

2.3 收敛性对比

对常规免疫遗传和改进免疫遗传算法的收敛性进行对比。免疫遗传算法应用于本文实例的收敛特性曲线如图 4 所示,可以看出,基于相似性和矢量距改进抗体浓度的免疫遗传算法优化速度明显优于常规免疫遗传算法,进化代数达到 50 代左右时获得了该实例的最优解,具有更好的收敛性。

在进化过程中,改进算法的最优适应度值和平均适应度值均维持相对稳定的下降趋势逼近最优

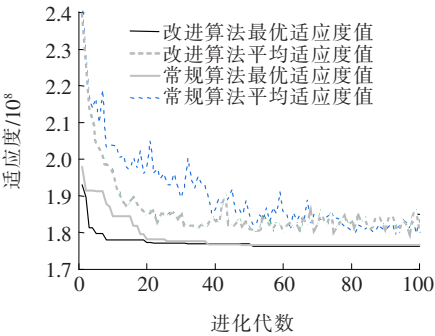


图 4 收敛特性曲线

Figure 4 Curve of convergence characteristic

解,而常规算法的平均适应度曲线出现了显著的振荡现象,说明在抗体选择过程中,改进算法比常规算法能更准确地保留低浓度、高适应度值的抗体,在保证物种多样性的同时,增大了优秀抗体的选择概率。

3 结语

1)客户对电能计量器具的需求量随时间变化的趋势较为平稳,但受季节影响十分显著。Holt-Winters 模型适用于预测该类型的时间序列数据;采用黄金分割法逐步搜索并缩小平滑系数的可行区间,能求解出最优平滑系数的近似值,提高预测准确性。

2)免疫遗传算法能有效避免收敛于局部最优解,本文提出基于相似性和矢量距的浓度函数改进免疫遗传算法,其收敛性优于常规算法,能高效解决配送中心选址和客户分配问题。

参考文献:

[1] 何奉禄,陈佳琦,李钦豪,等. 智能电网中的物联网技术应用与发展[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(3):58-69.  
HE Fenglu, CHEN Jiaqi, LI Qin hao, et al. Application and development of internet of things in smart grid[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 58-69.  
[2] 程瑛颖,杜杰,周全,等. 基于随机矩阵理论和聚类算法的电能表运行状态评估方法[J]. 中国电力,2020,53(11):116-125.  
CHENG Yingying, DU Jie, ZHOU Quan, et al. Evaluation method for running state of electricity meters based on random matrix theory and clustering algorithm[J]. Electric Power, 2020, 53(11): 116-125.  
[3] 罗鸿轩,肖勇,杨劲锋,等. 基于边缘计算与 MapReduce 的智能量测终端数据处理方法[J]. 智慧电力,2020,48(3):22-29.  
LUO Hongxuan, XIAO Yong, YANG Jinfeng, et al. Data processing method for smart metering terminal based on edge computing and MapReduce[J]. Smart Power, 2020, 48(3): 22-29.  
[4] 柳翔林,向小民,杨哲,等. 考虑数据时延的电力系统两阶段动态状态估计方法[J]. 智慧电力,2021,49(4):75-81.

- LIU Xianglin, XIANG Xiaomin, YANG Zhe, et al. Two-stage dynamic state estimation method based for power system considering data delay[J]. Smart Power, 2021, 49(4):75-81.
- [5] 陈红军,李伟,王雍,等. 基于 QMM 和 NQI 的电能表研发能力评价方法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(5):190-194.
- CHEN Hongjun, LI Wei, WANG Yong, et al. Evaluation method of electricity meter R&D capability based on QMM and NQI[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(5):190-194.
- [6] 俞敏,王愿翔,闫园,等. 架空线路改造工程造价的组合预测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(1):24-30.
- YU Min, WANG Yuanxiang, YAN Yuan, et al. A combinational forecasting method for predicting the cost of an overhead line reconstruction project[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(1):24-30.
- [7] 董飞飞,俞登科. 考虑需求侧响应的微电网经济优化调度[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(8):55-59.
- DONG Feifei, YU Dengke. Economic dispatch of micro-grid considering demand side response[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(8):55-59.
- [8] 李玉龙,宗伟,吕鲜艳,等. 基于抗体浓度调节新定义下的免疫遗传算法在电压无功优化中的应用[J]. 电工技术学报, 2008, 23(2):115-119.
- LI Yulong, ZONG Wei, LV Yanxian, et al. An Immune genetic algorithm based on regulating new definition of antibody density for power system reactive power optimization[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(2):115-119.
- [9] 吴越强,吴文传,李飞,等. 基于鲁棒 Holt-Winter 模型的超短期配变负荷预测方法[J]. 电网技术, 2014, 38(10):2810-2815.
- WU Yueqiang, WU Wenchuan, LI Fei, et al. Ultra-short term load forecasting using robust holt-winter in distribution network[J]. Power System Technology, 2014, 38(10):2810-2815.
- [10] DONG H Y, JIN B P, YOUNG H J. Selection of coefficient for equalizer in optical disc drive by golden section search[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(2):657-662.
- [11] 江全元,邹振宇,曹一家. 基于免疫遗传算法的多机电力系统 UPFC 控制器[J]. 电工技术学报, 2006, 21(7):60-74.
- JIANG Quanyuan, ZOU Zhenyu, GAO Yijia. UPFC in multi-machine power systems based on immune genetic algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(7):60-74.
- [12] 张武军,叶剑锋,梁伟杰,等. 基于改进遗传算法的多目标无功优化[J]. 电网技术, 2004, 28(11):67-71.
- ZHANG Wujun, YE Jianfeng, LIANG Weijie, et al. Multiple-objective reactive power optimization based on improved genetic algorithm[J]. Power System Technology, 2004, 28(11):67-71.
- [13] DAI Y S, LI Y Y, WEI L, et al. Adaptive immune-genetic algorithm for global optimization to multivariable function[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 18(3):655-660.
- [14] 程诗尧,武赫. 基于 Holt-Winters 和 LSTM 的组合模型在电能表需求预测中的应用[J]. 中国设备工程, 2020, 15:207-209.
- CHEN Shiyao, WU He. Application of combined model based on Holt winters and LSTM in electricity meter demand forecasting[J]. China Plant Engineering, 2020, 15:207-209.
- [15] 刘慧美. 智能电能表配送的优化调度问题研究[D]. 北京,华北电力大学,2013.