

# 基于混合遗传神经网络的电动汽车 充电站最优选址的研究

李海峰<sup>1</sup> 康中敏<sup>2</sup>

(1. 四川电力送变电建设公司送电工程第二分公司 四川 成都 610065; 2. 成都电业局 四川 成都 610021)

**摘要:** 为了选择电动汽车的最优充电站址,提出了一种基于混合遗传神经网络的评价方法。首先利用 Delphi 法建立起充电站候选站址综合评价指标体系,然后用专家评价法对其打分,并且将获得的数据进行标准化,再应用自适应遗传算法优化神经网络的连接权值,利用三层神经网络对该指标进行评价,最后利用暂态误差方法,确定最优结果。用某实际算例证明了该方法的良好实用性。

**关键词:** 电动汽车站址; 最优选择; 标准化; 遗传算法; 神经网络

**Abstract:** In order to select the optimal location of electric vehicle, a kind of evaluation method based on hybrid genetic artificial neural network is proposed. First of all, Delphi method is used to establish the comprehensive evaluation index system of candidate charging stations, then the index system is marked by expert evaluation method and the obtained data are standardized. And then, the self-adaptive genetic algorithm is applied to optimize the link weight of neural network, and three-layer neural network is utilized to evaluate the index. At last, the transient error process is used to confirm the optimal result. An actual example has proved the favorable practicability of this proposed method.

**Key words:** station of electric vehicle; optimal selection; standardization; genetic algorithm; artificial neural network

中图分类号: TM715 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2012)04-0049-04

## 0 引言

全球环境的日益恶化以及石油资源的日趋紧张,电动汽车作为新型能源交通工具越来越受到关注,对大规模电动汽车应用的探索和研究已成为一大热点。2010年初,国家电网提出了将在国家电网范围内 27 个省市(区)全面推进电动汽车充电站建设的要求。而到目前为止,国内外在充电站选址方面的研究还处于初级阶段,尚未形成完整、系统的充电站选址模型和方法。现有的充电站选址模型一方面比较粗糙,另一方面在确定候选站址时考虑的因素也不够全面<sup>[1-3]</sup>。因此分析和探讨如何进行电动汽车充电站的最优选址对电动汽车产业的推广具有重要的理论指导意义。

从定量建模的角度出发,根据电动汽车充电站的具体情况,选取影响站址最优选择的相关因素,建立了充电站候选站址综合评价指标体系,并且应用混合遗传神经网络(HyGANN),采用改进的遗传算法优化神经网络权系数方法,使之成为候选站址的

最优选择器,得到电动汽车充电站址选择的最优结果,并通过了相应的算例来说明该指标和算法的有效性。

## 1 充电站选址的评价指标体系

### 1.1 评价指标的建立

根据电动汽车充电站的具体情况,选取影响站址最优选择的相关因素,建立初始评价指标体系,采用 Delphi 法<sup>[4]</sup>,利用专家的知识、经验和个人观点对初始评价指标体系进行匿名评选,提出修改意见。各个专家按预先制定好的评价指标重要程度等级及量值,对初始评价指标体系中的各个指标进行重要程度评价,采用专家意见集中度和离散度两个值作为确定评价指标的标准。

假设初始评价指标体系中某层有  $U$  个指标,由  $V$  个专家对其进行评选,指标重要程度等级级数为  $N$  (一般取值为 5)。

专家意见集中度采用加权平均的方法计算,即

$$E_i = \frac{1}{V} \sum_{j=1}^N n_{ij} E_j \quad (1)$$

( $i = 1, 2, \dots, U; j = 1, 2, \dots, N$ )

专家意见离散度用标准差的方法计算为

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{V} \sum_{j=1}^N n_{ij} (E_i - E_j)^2} \quad (2)$$

( $i = 1, 2, \dots, U; j = 1, 2, \dots, N$ )

式(1)、(2)中  $E_j$  为指标第  $j$  级重要程度的量值;  $n_{ij}$  为将第  $i$  个指标评价为第  $j$  级重要程度的专家人数。

根据充电站的实际情况,选取  $C_1 - C_{10}$  为候选站址的评价指标。 $C_1 - C_3$  指标主要从交通便利性出发,考虑了在城市主要进出道路和车流量特别大的道路沿线,充电站设置间距应相对较密,来保证电动汽车的连续行驶; $C_4 - C_6$  考虑充电站的运行成本和维护成本; $C_7 - C_8$  指标充分考虑本区域的输配电网现状,充电站需要高功率的电力供应,需要城市电网为充电站运营提供可靠的电力供应,保证充电站电能供应的稳定性和安全性; $C_9 - C_{10}$  从考虑了电动汽车在大电流集中充电过程中,站台、线路、变电站附近的高压电磁辐射对周边环境和人体健康造成影响、工作时产生的谐波电流造成电能质量的降低和短时负荷变化太快的原因,所产生的冲击电压也可能对电网造成影响。依据专家意见集中度和专家意见离散度,最终建立起充电站候选站址综合评价指标体系,如图 1 所示。

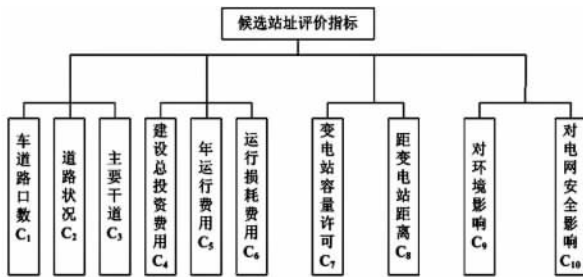


图 1 候选站址评价指标体系

### 1.2 评价指标中数据的标准化处理

根据电动汽车候选站址的评价体系,在对站址进行综合评价时,设有  $m$  个被评站址,每个站址有  $n$  个评价指标,则评价指标矩阵为

$$X = (x_{ij})_{m \times n} \quad (3)$$

$i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ 。式中  $x_{ij}$  表示第  $i$  个被评价站址的第  $j$  项指标的实际值。由于各指标具有不同的量纲且类型不同,既有定性指标又有定量指标,指标间的不可公度性,故在综合评价前

需将其按照一定的函数关系式归一化到某一无量纲区间<sup>[5]</sup>。

设  $\max x_{ij} = a_j$ ,  $a_j$  为  $j$  项指标的最大值;  $\min x_{ij} = b_j$ ,  $b_j$  为第  $j$  项指标的最小值。

对于成本型指标,即指标值越小越好,令

$$y_{ij} = \frac{a_j - x_{ij}}{a_j - b_j} \quad (4)$$

对于适度型指标,即指标值以稳定在某一固定值为最佳的指标,令

$$y_{ij} = \frac{1}{1 + q - x_{ij}} \quad (5)$$

$q$  为该指标的最合适值。

## 2 改进遗传算法训练神经网络权系数

遗传算法(genetic algorithm, GA)<sup>[6]</sup>是模拟达尔文进化的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型。通过遗传算子模拟遗传过程中所出现的复制、交叉、变异等现象,对种群个体逐代择优,从而最终获得较优个体。算法实质上是一种在解空间中搜索与环境最匹配解的自适应方法。由于它对噪声和变化具有较强的鲁棒性和良好的自适应能力,具有并行处理以及不受问题性质(如连续性、可微性)限制等显著特点。

### 2.1 初始群体确定

确定初始群体是 GA 的一个重要方面,若各个染色体之间的差异很小,会使种群失去多样性,导致算法早熟,从而使 GA 的全局优化功能失效,这里改进选种方法,利用范数来度量群体中各染色体之间的差异,范数<sup>[7]</sup>定义如下。

$$H = \|x_i - x_j\| = \left[ \sum_{l=1}^m (x_{il} - x_{jl})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

其中  $m$  为染色体的基因位数;  $x_i, x_j$  为群体中的两个不同的染色体,  $H$  越大,两点之间的相似性越差,反之相似性越好。该选种策略即确定一个染色体作为基准,求得群体中其他染色体与基准染色体的距离  $H$ ,使之大于事先设定值,使各染色体之间有较大的差异,从而保证初始群体的多样性,进而保证 GA 能搜索到全局最优解。

### 2.2 编码方案

对于神经网络来说,GA 所处理的个体是单一网络,所设计的参数即网络节点之间的连接权值均为实数。标准 GA 所处理的参数是采用二进制编码的整数,但是却引入了量化误差,使参数变化为步

进,同时该编码方式占用较大的存储空间,且再解码上耗时过多,使计算性能下降。因此这里采用遗传操作简单,编程容易实现的实数编码。具体表达式如下。设  $x_i$  为一染色体,令

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

其中  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}$  是随机产生的在  $[x_{\min}, x_{\max}]$  的  $m$  个实数,称为染色体基因。每个基因  $x_{iL}$  代表一个连接权,该染色体代表一个网络。 $P$  是 GA 的群体规模。

### 2.3 自适应选择

选择算子是遗传算法的关键,它来源于自然界适者生存的思想。经典遗传算法中当种群接近收敛时,个体之间适配值相差较小,直接根据适配值决定选择概率会导致更优良的串在竞争中体现不了优势,从而导致遗传算法求解精度低。由此提出如下选择策略。

挑选出种群中的最小适配值,将种群中所有个体的适配值都减去该最小适配值,然后根据新的适配值采用轮盘赌法进行选择。该策略在计算过程中动态改变了每个串的适配值,符合个体生存环境改变,评判标准也随之发生变化的自然规则。

### 2.4 杂交算子

选择算子在提高了群体的平均适应度的同时又以损失群体的多样性为代价的,为解决这个问题,遗传算法又引入了杂交算子和变异算子。杂交算子体现了自然界中信息交换的思想,它每次作用在随机选择的两个个体上,使这两个个体的某一段基因互换,产生两个新的个体,提高了群体的多样性,从而增大了搜索空间,有效地避免了局部最优。这里采用的杂交策略是一种适合于实数编码的杂交方法:产生一个  $(0, 1)$  之间的随机数  $\theta$ ,在新产生的群体中随机选择两个染色体  $x_1, x_2$  进行杂交,得到两个新染色体为

$$\begin{cases} x^1 = \theta x_1 + (1 - \theta) x_2 \\ x^2 = \theta x_2 + (1 - \theta) x_1 \end{cases} \quad (8)$$

### 2.5 自适应交叉和变异

交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  的确定是遗传算法行为和性能的关键,直接影响算法的收敛性。这里用适应度来衡量算法的收敛状况,对于适应度高的解,取较小的  $P_c$  和  $P_m$ ,使该解进入下一代的机会增大;而对于适应度低的解,则取较高的  $P_c$  和  $P_m$ ,使该解被淘汰掉;当成熟前收敛发生时,加大  $P_c$  和  $P_m$ ,加快新个体的产生。由于进化初期种群中的较

优个体几乎处于一种不发生变化的状态,而此时的优良个体不一定是优化的全局最优解,这容易使进化趋于局部最优解的可能性增加。为此,做进一步的改进,使群体中最大适应度值的个体的交叉率和变异率不为零,分别提高到  $P_{c2}$  和  $P_{m2}$ ,以便相应提高群体中表现优良的个体的交叉率和变异率,防止它们处于一种近似停滞不前的状态。为了保证每一代的优良个体不被破坏,可以运用精英选择策略,是它们直接复制到下一代中。

经过上述改进后  $P_c$  和  $P_m$  的计算公式可由式 (9) 确定。

$$\begin{cases} P_c = \begin{cases} P_{c1} - (P_{c1} - P_{c2}) (f_c - \bar{f}) / (f_{\max} - \bar{f}) & f_c \geq \bar{f} \\ P_{c1} & f_c < \bar{f} \end{cases} \\ P_m = \begin{cases} P_{m1} - (P_{m1} - P_{m2}) (f_{\max} - f_m) / (f_{\max} - \bar{f}) & f_m \geq \bar{f} \\ P_{m1} & f_m < \bar{f} \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $f_c$  是要交叉的两个个体中适应度大的一个;  $f_m$  是变异个体的适应度;  $\bar{f}$  是群体的平均适应度;  $f_{\max} - \bar{f}$  体现了群体的收敛程度;在进化初期使  $P_{c1}$  有较大的交叉概率,进化后期使  $P_{c2}$  不为零,以便提高群体中表现优良的个体,同理  $P_{m1}, P_{m2}$  的取值依据也类似。因此根据相关文献<sup>[8-9]</sup> 和经验,取  $P_{c1}, P_{c2}, P_{m1}, P_{m2}$  的值 0.6、0.3、0.35 和 0.005。

此处用权值变异算子,具体变异操作为:产生一个  $[1, m]$  上的整数  $r$  及  $[x_{\min}, x_{\max}]$  上的随机数  $x$ ,将该数加到染色体  $x_i$  的第  $r$  位基因  $x_{ir}$  上,从而产生一个新的染色体。

## 3 混合遗传神经网络的设计

理论上三层前向神经网络可以任意精度逼近任何复杂函数。将候选站址指标中经过标准化的数据作为输入,通过神经网络对站址做出评价。该网络是三层结构,隐层和输出层均采用 S 形函数,网络输出为  $y(k)$ 。根据文献 [10],并结合实验确定隐神经元数目,网络结构含 10 个输入节点。隐节点输入-输出关系式由下式确定。

$$O_i(k) = f\left(\sum_{j=1}^n a_{ij}(k) x_j(k)\right) \quad (10)$$

其中  $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$ ,  $k$  是连续时间步幅,  $a_{ij}$  是从第  $j$  个

表 1 实例数据

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_6$	$C_7$	$C_8$	$C_9$	$C_{10}$
候选站址一	0.744	0.676	0.717	0.685	0.711	0.806	0.697	0.747	0.833	0.812
候选站址二	0.713	0.703	0.718	0.651	0.699	0.666	0.721	0.689	0.677	0.749
候选站址三	0.723	0.671	0.625	0.724	0.689	0.654	0.683	0.685	0.644	0.635

输入节点到第  $i$  个隐层节点权值。网络输出表达为

$$y(k) = f\left(\sum_{i=1}^h b_i(k) O_i(k)\right) \quad (11)$$

其中  $y$  是各个候选站址的综合评价价值;  $b_i$  是第  $i$  个隐层节点到输出节点的权值。

### 4 实例验证

对某欲规划建设电动汽车充电站的具体情况进行分析,本实例中有 3 个候选站址,将从实例中 3 个候选站址所获得的与图 1 中的 10 个指标有关的数据,利用文献 [11] 中建立的相关充电站模型的目标函数和约束条件,计算得出实际值,然后采用 Delphi 法,根据欲规划建设的充电站的实际情况,由专家对体系中相邻上下层各要素间的重要程度进行评估、打分。如对评价指标  $C_{10}$  (充电站建设对电网安全运行影响的可接受程度): 候选站址 1 邻近一个变电容量较大的变电站,能满足充电站的电能需求并且对电网安全运行影响较小; 候选站址 2 能可靠接入一变电容量较大的变电站,但距离稍远,线路损耗稍大; 候选站址 3 通过接入邻近的两个容量较小的变电站来获取电能,供电可靠性较高,线路损耗小,但充电站的高峰负荷可能对这两个变电站造成一定的负载压力。各专家依据自身的知识、经验和个人观点,在 1~20 分的范围内,依次对各候选站址针对评价指标进行打分,然后将其标准化得到各评价指标的评价指标值矩阵数据,如表 1。

将其作为神经网络的输入,采用暂态误差方法确定了最优目标值,误差精度达到了 0.01%,得到了候选站址 1 的合理性综合评价价值最大,故候选站址 1 为该欲规划建设充电站的最优站址。

### 5 结论

电动汽车充电站最优选址问题本质是一个非线性寻优问题。利用自适应 GA 方法确定神经网络连接权值,然后将其与暂态误差预测技术融合的复合

遗传神经网络方法来研究站址的最优选择,弥补了传统方法在面对非量化信息多以及评价人员主观因素影响等问题时的不足,适用于单目标和多目标的大范围搜索空间的最优决策问题,具有很强的可操作性。实例证明该方法为电动汽车充电站站址最优决策提供了新的实用性方法。

### 参考文献

- [1] 徐凡,俞国勤,顾临峰,等. 电动汽车充电站布局规划浅析[J]. 华东电力, 2009, 37(10): 1678-1682.
- [2] 吴春阳,黎灿兵,杜力,等. 电动汽车充电设施规划方法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(24): 36-39.
- [3] Zhen Huajiang, Roger A. Design and Testing of a Fuel-cell Powered Battery Charging Station [J]. Journal of Power Sources, 2003, 115(2): 279-287.
- [4] 王连芬,许树柏. 层次分析法引论[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1990.
- [5] 杨保安,张科静. 多目标决策分析理论、方法与应用研究[M]. 上海: 东华大学出版社, 2008.
- [6] 王耀南. 智能信息处理技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
- [7] Takahashi O, Kita H, Kobayashi S. A Distance Alternation Model on Real-coding Genetic Algorithm [C]. IEEE SMC (System, Man, and Cybernetics) Conference Proceedings, 1999(1): 619-624.
- [8] 卢长娜,王如云,陈耀登. 自适应遗传算法[J]. 计算机仿真, 2006, 23(1): 172-175.
- [9] 赵丽娜,刘培玉,朱振方. 自适应遗传算法在特征选择中的改进及应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(7): 39-41.
- [10] Noboru Murata, Shuji, Yo shizawa et al. Network Information Criterion - determining the Number of Hidden Units for an Artificial Neural Network Model [J]. IEEE Transaction on Neural Network, 1994, 5(6): 865-872.
- [11] 刘志鹏,文福栓,薛禹胜,等. 电动汽车充电站的最优选址和定容[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(3): 54-59.

作者简介:

李海峰(1971)男,四川电力送变电建设公司送电工程第二分公司,长期从事电力工程建设。

(收稿日期:2012-04-01)