

# 采用随机约束和多目标算法的 电动汽车换电站能量管理

刘玉娇, 蒋传文, 王 旭, 申景双

(上海交通大学 电气工程系, 上海 200240)

**摘要:** 针对电动汽车换电站的能量管理进行优化。由于实时电价环境下电动汽车换电站的能量管理具有一定的风险性, 因此所建的模型考虑了电动汽车换电需求和市场电价的不确定性, 是以运行成本的期望和方差为目标的电动汽车换电站的能量管理模型, 并采用基于免疫克隆选择的多目标智能优化算法进行求解。算例仿真结果表明通过所提出的模型可以实现电动汽车换电站购电成本的降低, 并通过负荷转移给电网带来好处。

**关键词:** 电动汽车; 换电站; 能量管理; 免疫克隆算法; 随机约束

**中图分类号:** U 469.72

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1006-6047.2013.08.010

## 0 引言

随着环境压力的增加和智能电网的发展, 电动汽车迎来了良好的推广和发展机遇。对电力工业而言, 电动汽车的普及不仅可以提高用电量, 更可以给电网提供一些调频和调峰的资源<sup>[1]</sup>。电动汽车换电站通过提前给电池充电, 然后通过为电动汽车更换电池的方式给电动汽车提供电池租赁服务。采用这种模式, 电动汽车换电站不仅可以在与传统汽车在加油站相当的时间内完成电动汽车的电池更换, 还可以采用小电流的均衡充电模式为电池充电, 在有利于电池寿命的同时还可以为电动汽车提供快速服务<sup>[2]</sup>。因此, 虽然电动汽车换电站的发展还受一些政策性的制约, 如电池租赁价格的确定、电动汽车电池不统一等, 但是电动汽车换电站的兴起可以使电动汽车的能源服务系统得到完善, 极其有利于电动汽车的发展。因此针对电动汽车换电站的技术和运营模式的研究是非常有意义的。

市场环境下传统客户和其他形式的电动汽车充电模式的能量管理研究已经取得了很多的成果。文献[3]对大用户的长期购电策略进行了相关的研究, 其提出通过多种购电方式组合来实现大客户的成本优化, 并通过模糊决策实现考虑风险因素情况下的抉择。文献[4]对实时市场下的需求侧管理的风险进行研究, 提出通过长期合约和期货保值的方式来规避实时市场的风险。文献[5]利用购电成本的期望和标准差的线性组合作为目标函数建立了考虑风险因素的大客户能量管理模型。文献[6]对大量电动汽车

联合充电的问题进行研究, 提出通过预设操作点的方法解决充电优化问题, 其分析了联合充电对电动汽车和电网调频的好处。文献[7]探讨了让电动汽车在满足预设能量计划的基础上的充电优化。大规模电动汽车的联合调度要在基于所有电动汽车可以随时随地自由充放电并接受充电联盟调度的假设上进行, 而电动汽车换电站内的电池随时充放电并被管理员控制, 可以看作实现上述假设的方法之一。文献[8]就对含换电站的孤岛微网进行了能量优化的研究, 得出换电站可以有效地减小微网的运行成本的结论。

整体而言, 针对电动汽车换电站能量管理的研究目前还没有展开。为了在满足电动汽车换电需求的情况下尽可能地减小电动汽车换电站的运行成本, 本文建立了电动汽车换电站的能量管理模型, 并将风险管理的概念融入能量管理系统以解决电价的不确定性问题。本文所建的模型是以成本的期望和方差为目标函数的多目标、非线性和随机性的数学模型, 这种模型的求解大都采用智能进化算法求解, 如遗传算法、粒子群算法等<sup>[9-11]</sup>, 本文采用多目标免疫克隆优化算法进行求解。此外, 由于电动汽车的需求也是一个随机变量, 因此模型采用一定概率下的随机约束来管理换电站对电动汽车的需求的满足程度。

## 1 电动汽车换电站能量管理模型

### 1.1 目标函数

电动汽车换电站的能量管理的主要目的是降低一定时间内购电成本, 本文选定的时间管理周期为 1 d, 这样能量管理的目标函数为:

$$\min C_{BS} = \sum_{t=1}^{24} r(t)P(t)\Delta T \quad (1)$$

其中,  $C_{BS}$  为换电站一天的成本;  $r(t)$  和  $P(t)$  分别为  $t$

收稿日期: 2012-08-04; 修回日期: 2013-06-28

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2012-AA050204)

Project supported by the National High Technology Research and Development Program of China(863 Program)(2012AA-050204)

时段内的电价和换电站充放电功率,充电为正,放电为负; $\Delta T$ 为能量管理的最小时间段,本文选定为 1 h。

式(1)描述了电动汽车换电站一天的成本。由于式(1)中的电价是未知的,因此式(1)实际是一个未知量,其无法直接作为目标函数使用,本文以其期望值为目标函数。考虑电价的波动性较强,期望值很可能会偏离实际值较大,因此仅采用期望值作为目标函数是不够的,必须对成本的风险加以衡量。金融管理中常用的风险定量方法有方差<sup>[12]</sup>、风险价值<sup>[13]</sup>和条件风险价值模型<sup>[14]</sup>。由于电价的时间相关性比较强,难以确定一定置信度下的风险价值或条件风险价值。本文选择均值-方差模型作为电动车换电站能量管理的风险度量方法。因此能量管理模型的目标函数为式(1)的期望和方差,如式(2)和(3)所示:

$$\min f_1 = E(C_{BS}) = \sum_{t=1}^{24} r_F(t) P(t) \Delta T \quad (2)$$

$$\min f_2 = V(C_{BS}) = \mathbf{P}' \text{Cov}(\mathbf{r}_F) \mathbf{P} (\Delta T)^2 \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{P}$  和  $\mathbf{r}_F$  分别为充电向量和预测电价向量;  $\text{Cov}(\mathbf{r}_F)$  为预测误差的协方差矩阵,根据预测误差的历史数据按照数理统计的方法获得<sup>[5]</sup>。

## 1.2 约束条件

电动汽车换电站的约束条件主要包括充放电功率极限约束、换电站储能容量约束和电动汽车换电需求约束,具体如下。

### a. 电动汽车充放电功率极限。

$$P_{\min} \leq P(t) \leq P_{\max} \quad (4)$$

其中,  $P_{\min}$  和  $P_{\max}$  分别为换电站内所有电池的最大放电功率和最大充电功率,其值分别为单个电池最大放电功率  $P_{\min}^s$ 、 $P_{\max}^s$  和换电站内电池数量  $N$  的乘积。

### b. 换电站储能容量极限约束。

由于电池的容量有限且不能为负,因此换电站的总能量也是受限的,如式(5)所示。

$$0 \leq E_{\text{plan}}(t) \leq E_{\max} \quad (5)$$

其中,  $E_{\max}$  为换电站电池所含能量的最大值,其值为单个电池的最大容量  $E_{\max}^s$  和换电站内电池数量  $N$  的乘积;  $E_{\text{plan}}(t)$  为换电站所有电池在  $t$  时段所含的预计能量,计算方法如下:

$$E_{\text{plan}}(t) = \sum_{j=1}^t [P(j) \Delta T - E_D(j)] + E_s \quad (6)$$

其中,  $E_s$  为每天开始之前换电站内所有电池储存的能量和。由于式(6)的计算过程考虑了  $t$  时段内的需求,式(5)可以保证换电站满足  $t$  时段的需求。

### c. 未来需求约束。

由于电动汽车换电站内的电池充电无法在一个时间段内完成由零电量到满电量的充电过程,因此换电站在  $t$  时段的操作要保证一定的储能容量来满足未来最短充电周期内的电动汽车换电需求:

$$E_{\text{next}}^{\min}(t) = \sum_{j=1}^{n-1} [E_D(t+j) - j E_{\max}^s \Delta T] \leq E_{\text{plan}}(t) \quad (7)$$

其中,  $n = E_{\max}^s / P_{\max}^s$  为单个电池的充电周期,  $E_D(t)$  为  $t$  时段内电动汽车换电需求。

式(7)是为了避免发生在未来的  $j$  时段内即便换电站采用最大功率充电仍不能满足需求的情况。由于  $E_D(t)$  至少为  $k = R(E_D(t) / E_{\max}^s)$  个电动汽车的需求,其中  $R(\cdot)$  为向上取整函数,式(7)应该进一步严格约束为:

$$\begin{aligned} E_{\text{next}}^{\min}(t) &= \sum_{j=1}^{n-1} [E_D(t+j) - j P_{\max} \Delta T] = \\ &\sum_{j=1}^{n-1} \left[ E_D(t+j) - j N \frac{E_{\max}^s}{n} \Delta T \right] \leq \\ &\sum_{j=1}^{n-1} \left[ E_D(t+j) - \frac{j}{n} k E_{\max}^s \Delta T \right] \leq \\ &\sum_{j=1}^{n-1} \left[ E_D(t+j) - \frac{j}{n} E_D(t+j) \right] = \\ &\sum_{j=1}^{n-1} \left[ \left( 1 - \frac{j}{n} \right) E_D(t+j) \right] \leq E_{\text{plan}}(t) \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)是保证  $j$  时段内至少有  $k$  个已充满电池的的必要条件。由于  $E_{\text{plan}}(t)$  是一个不确定因素,因此式(5)和式(7)作为约束条件也难以直接用于求解过程中。本文将以上两式转换成一定可信度条件下的随机约束,如式(9)、(10)所示。

$$p \{ E_{\text{plan}}(t) \leq E_{\max} \} \geq \alpha \quad (9)$$

$$p \{ E_{\text{next}}(t) \leq E_{\text{plan}}(t) \} \geq \beta \quad (10)$$

其中,  $\alpha$  和  $\beta$  为所设定的可信度,式(9)和式(10)的左侧是电动车储能满足约束条件的概率。

## 2 基于多目标免疫克隆算法的求解流程

免疫克隆优化算法是近年来新兴进化算法之一,已经在许多工程领域取得较好的效果<sup>[15-16]</sup>。本文使用的基于 Pareto 准则的具体操作流程如下。

a. 设定初始参数,并随机生成初始抗体群,本文采用实属编码,每个抗体是一个 24 维的向量:

$$\mathbf{A}_i = [a_{i,1}, \dots, a_{i,24}] \quad (11)$$

其中,  $a_{i,t}$  为  $t$  时段内电动汽车换电站的充放电的平均功率。

### b. 计算当前变异率和变异规模:

$$\lambda_v = \lambda_v^{\max} - \frac{N}{N_{\max}} (\lambda_v^{\max} - \lambda_v^{\min}) \quad (12)$$

$$N_v = \text{round}[\lambda_v N_{\text{pop}}] \quad (13)$$

其中,  $\lambda_v$ 、 $\lambda_v^{\max}$  和  $\lambda_v^{\min}$  分别为当前、最大和最小变异率,  $N$  和  $N_{\max}$  分别为当前迭代次数和最大迭代次数,  $\text{round}$  为取整函数。

### c. 对所有抗体实施克隆操作。

d. 对每一个克隆抗体,随机选取其一个元素按照式(14)和(15)进行变异。重复该步骤  $N_v$  次。

$$a_{i,t}^{\text{new}} = a_{i,t} + (-1)^x s_{\text{fix}} (1 - N/N_{\text{max}})^2 D_v \quad (14)$$

$$D_v = \begin{cases} a_{i,t}^{\text{max}} - a_{i,t} & x \% 2 = 0 \\ a_{i,t} - a_{i,t}^{\text{min}} & x \% 2 = 1 \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $a_{i,t}^{\text{max}}$ 、 $a_{i,t}^{\text{min}}$  和  $a_{i,t}^{\text{new}}$  分别为元素  $a_{i,t}$  的最大、最小和变异产生的新值,  $x$  为随机整数,  $s_{\text{fix}}$  为区间  $[0, 1]$  上的随机数,  $\%$  表示求余运算。

e. 计算所有抗体的适应度值。

f. 根据目标函数值挑选当前的 Pareto 前端集。

g. 检查当前群体规模, 若小于最小规模, 则随机生成抗体补充至最小规模; 若大于最大规模, 则按照如下方式删除多余抗体。

(1) 根据目标函数  $f_1$  作降序排列。

(2) 保存具有  $f_1$  最大值和最小值的抗体, 其他抗体的距离适应度值按下式计算:

$$\text{fit}(A_i) = \frac{f_1(A_{i+1}) - f_1(A_{i-1})}{f_{1,\text{max}} - f_{1,\text{min}}} \quad (16)$$

(3) 逐个删除距离适应度值最小的抗体, 直至规模满足约束。

h. 验证终止条件, 若满足, 则输出结果, 否则转到步骤 b。

### 3 系统控制策略

电动汽车的需求是一个随机变量, 而且目前还没有具体的统计实例, 因此本文根据一般预测系统的规律假设电动汽车的需求满足以预测值为期望的正态分布, 则可通过如下步骤将式(9)和式(10)等价变换为确定性的约束。

a. 由式(6),  $E_{\text{plan}}(t)$  是变量  $E_D(t)$  的线性组合, 因此通过卷积可以求得服从分布  $N(\bar{E}_t, \sigma_{\bar{E},t}^2)$ , 其中:

$$\bar{E}_t = \sum_{j=1}^t [P(j) \Delta T - \bar{E}_D(j)] + E_s \quad (17)$$

$$\sigma_{\bar{E},t}^2 = \sum_{j=1}^t \sigma_{D,j}^2 \quad (18)$$

其中,  $\bar{E}_t$  和  $\sigma_{\bar{E},t}^2$  分别为  $E_{\text{plan}}(t)$  的期望和方差,  $\bar{E}_D(j)$  和  $\sigma_{D,j}^2$  分别为电动汽车在  $j$  时段内的需求  $E_D(j)$  的期望和方差。这样可以将式(9)转化为确定性约束, 如式(19)所示:

$$p\{E_{\text{plan}}(t) \leq E_{\text{max}}\} \geq \alpha \Leftrightarrow \bar{E}_t + \phi^{-1}(\alpha) \sigma_{\bar{E},t} \leq E_{\text{max}} \quad (19)$$

其中,  $\phi$  为标准正态分布函数。

b. 未来需求约束变量  $E_{\text{next}}(t)$  是变量  $E_D(t+1)$  到  $E_D(t+n-1)$  的线性组合, 因此也服从概率分布  $N(\bar{E}_{\text{next}}, \sigma_{\text{next}}^2)$ , 其中:

$$\bar{E}_{\text{next}} = \sum_{j=1}^{n-1} (1-j/n) \bar{E}_D(t+j) \quad (20)$$

$$\sigma_{\text{next}}^2 = \sum_{j=1}^{n-1} (1-j/n)^2 \sigma_{D,j}^2 \quad (21)$$

结合  $E_{\text{plan}}(t)$  的概率分布, 将式(10)转换为确定

性的形式如下:

$$p\{E_{\text{next}}(t) \leq E(t)\} \geq \beta \Leftrightarrow \bar{E}_{\text{next}}(t) + \phi^{-1}(\beta) \sqrt{\sigma_{\text{next}}^2 + \sigma_{E,t}^2} \leq \bar{E}(t) \quad (22)$$

### 4 仿真分析

电动汽车换电站的规模与其预计的年度或者月度的平均客流量和最大客流量有关, 假设换电站电池规模为拥有 300 个可租赁电池, 每个电池的容量为 75 kW·h, 单个电池的最大充电功率为 25 kW, 最大放电功率为 -25 kW。这样单个电池的充电周期  $n=3$  h, 换电站整体的最大充放电功率为 7500 kW。电动汽车换电站的需求预测如图 1 所示, 为满足初始约束, 设定换电站初始容量为 300 kW·h。为验证模型有效性, 分别假设电动汽车换电需求的相对预测误差服从  $N(0, 0)$ ,  $N(0, 0.01)$  和  $N(0, 0.05)$ , 其中  $N(0, 0)$  表示不考虑电动汽车换电需求的预测误差。

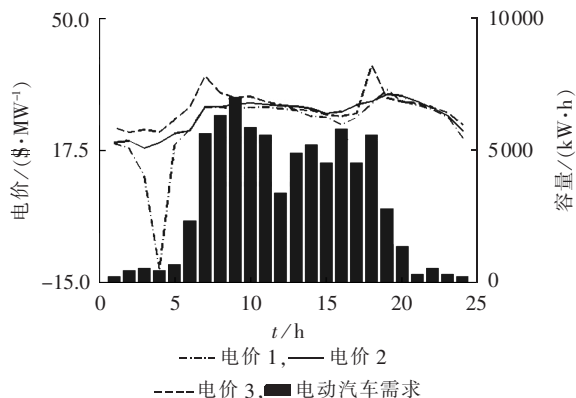


图 1 电动汽车换电站的负荷需求和电价预测值

Fig.1 Predictions of battery swap station power demand and electricity price

为了验证算法的有效性, 本文选取 3 组电价分别作为能量管理模型的输入数据进行求解, 数据如图 1 所示。算例仿真基于以上基本数据进行, 算法参数如下: 初始种群为 100, 克隆数为 50, 最大变异率为 0.8, 最小变异率为 0.2。

不考虑电动汽车换电需求预测误差条件下基于不同电价数据的换电站的成本期望和方差如图 2 所示, 图 2 中 3 组电价条件下算法都求解出了比较均匀的前沿解集, 验证了算法的有效性。从图 2 还可以看出, 不同预测电价条件下系统成本期望的最小值相差较大, 但不同预测电价条件下的最小风险基本相同。

为了考察电价预测精度对成本期望和方差的影响, 图 3 给出了基于电价数据 1 和不同电价预测精度下的成本期望和方差关系, 其中为了更好地对比显示, 方差坐标轴采用对数坐标。由图 3 可见, 在预期成本相同的情况下, 电价预测精度将决定电动汽车

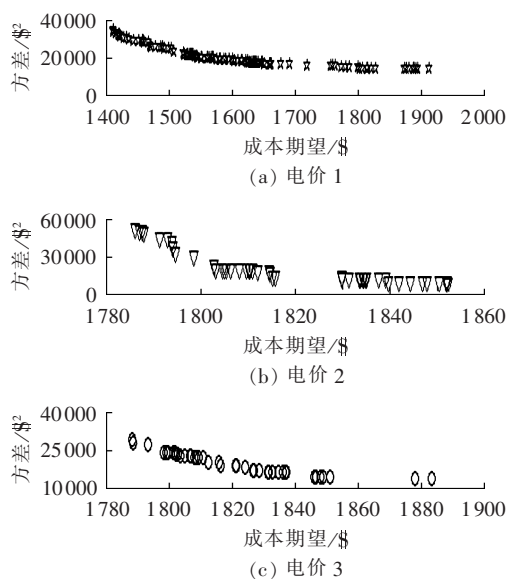


图 2 不同电价的电动汽车换电站成本期望与方差

Fig.2 Cost expectation and variance of battery swap station for different electricity prices

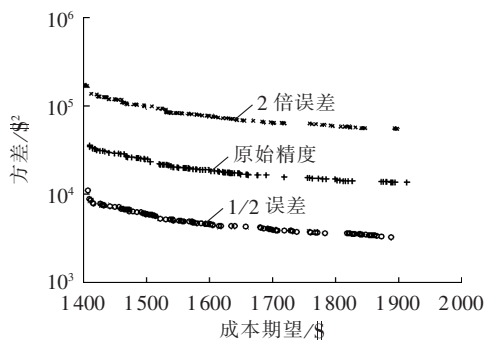


图 3 不同电价预测精度条件下的换电站成本期望与方差

Fig.3 Cost expectation and variance of battery swap station for different forecast accuracies of electricity price

换电站所面临成本风险;不同预测精度下电动汽车换电站的最小预期成本基本是一样的。这是因为换电站的最小预期成本就是不考虑预测误差时的充放电计划,即在预测值相同的情况下,预测精度不影响最小预期成本,而预测精度相同的情况下,不同预测值将影响最小预期成本而不影响最小风险。

选定随机约束的可信度为 0.9,图 4 给出了在电价数据 1 和不同需求预测误差精度条件下的期望成本和方差的关系。由图 4 可以看到,电动汽车换电需求的约束对最小成本和最小方差都有影响,这是由于随机约束相当于对换电站容量极限的修正,如图 5 所示。图 5 是根据当前换电站容量和需求预测值,需求预测误差服从  $N(0,0.01)$  的条件下各时段最大最小容量的约束。图中置信度代表  $\alpha$  和  $\beta$  的取值,由图 5 可知,随机约束的作用在于让换电站给出一定的储能容量备用来满足不确定的电动汽车换电需求,置信度越高对容量备用要求就越高。因此可以预

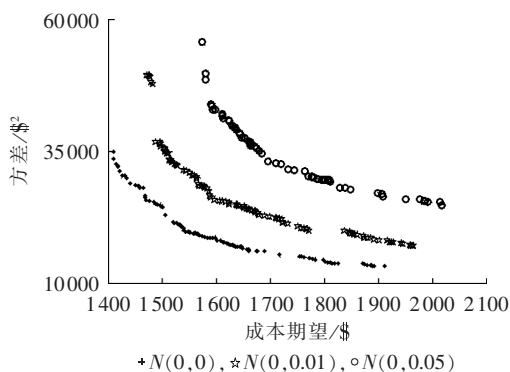


图 4 不同需求预测精度条件下的换电站成本期望与方差

Fig.4 Cost expectation and variance of battery swap station for different forecast accuracies of power demand

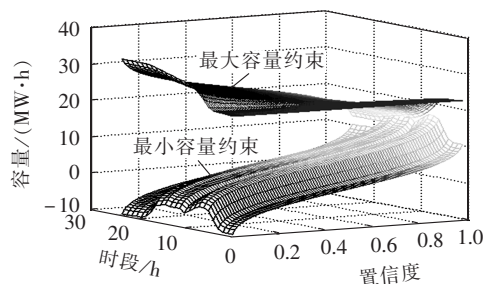


图 5 不同置信度条件下的换电站容量约束

Fig.5 Capacity constraints of battery swap station under different confidence levels

见当置信度过高时,换电站可能无法满足电动汽车换电需求,这对换电站规模的规划是有借鉴意义的。

换电站的充放电优化在降低自身成本的同时可以给电网起到调峰的作用,假设所有电池在换下后立即充电的负荷为原始负荷,图 6 给出了不同条件下的电动汽车充放电计划和负荷转移量与电价之间的关系,其中负荷转移量为优化的充放电与原始充放电的差。从图中可以看出,最小成本计划的负荷转移量与电价基本呈负相关的关系,考虑电价与负荷需求之间的正相关性,可以认为负荷转移量与主网负荷

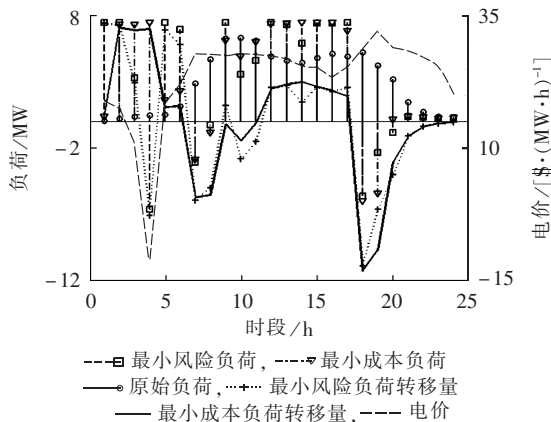


图 6 不同条件下的换电站充放电计划

Fig.6 Charge/discharge plans of battery swap station under different conditions

之间具有一定的负相关关系。当选择风险较低的策略时,负荷转移的情况要相对保守,如当4h出现负的预测电价时,最小期望成本的计划将充电功率放到了最大,而最小风险计划没有做出相同的安排。

## 5 结论

在电动汽车快速充电受电池寿命约束的条件下,发展电动汽车换电站是普及电动汽车的重要手段之一,因为电动汽车换电站既可以满足电动汽车快速获取能源的需求,又可以采用小电流充电不伤害电池寿命。相比其他负荷,一般情况下电动汽车换电站将是自由度较高的负荷,其充放电时间不仅可以决定自身成本,对电网运行也有一定的影响。因此本文针对电动汽车换电站的能量管理问题进行研究,建立了考虑价格和需求不确定性的电动汽车能量管理多目标的模型,并使用多目标免疫克隆算法进行求解。算例仿真结果验证了算法和模型的有效性,优化后的充放电计划通过对原始负荷的转移在实现成本优化的同时可以提高电网的负荷率。通过本文所建的模型和求解方法,电动汽车管理员可以根据所能接受的风险大小和对成本的期望来选择合适的充放电计划。此外,通过对算例分析可知需求预测精度的约束实际上是限制了电动汽车换电站在不同时段内的最大和最小储能容量;而不同的电价预测精度则会造成电动汽车换电站在同一期望成本下具有不同的风险;不同电价预测值则对最小期望成本有着决定性的作用。

## 参考文献:

- [1] 胡泽春,宋永华,徐智威,等. 电动汽车接入电网的影响与利用[J]. 中国电机工程学报,2012,32(4):1-10.  
HU Zechun, SONG Yonghua, XU Zhiwei, et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 1-10.
- [2] 徐顺刚,王金平,许建平. 一种延长电动汽车蓄电池寿命的均衡充电控制策略[J]. 中国电机工程学报,2012,32(3):43-48.  
XU Shungang, WANG Jinping, XU Jianping. An equalizing charge control strategy to extend battery cycle life for electric vehicles[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(3): 43-48.
- [3] 郑雅楠,李庚银,周明. 大用户模糊优化购电组合策略的研究[J]. 中国电机工程学报,2010,30(10):98-104.  
ZHENG Yanan, LI Gengyin, ZHOU Ming. Studies of electricity procurement strategy for large consumers based on fuzzy optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(10): 98-104.
- [4] 张钦,王锡凡,王秀丽,等. 需求侧实时电价下用户购电风险决策[J]. 电力系统自动化,2008,32(10):16-20,66.  
ZHANG Qin, WANG Xifan, WANG Xiuli, et al. Customer's electricity purchasing risk decision integrating demand side real-time pricing[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(10): 16-20, 66.
- [5] CONEJO A J, CARRION M. Risk-constrained electricity procurement for a large consumer[J]. IEE Proceedings: Generation, Transmission and Distribution, 1995, 153(4): 407-413.
- [6] SORTOMME E, EL-SHARKAWI M A. Optimal charging strategies for unidirectional vehicle-to-grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2011, 2(1): 119-126.
- [7] OTA Y, TANIGUCHI H, NAKAJIMA T, et al. Autonomous distributed V2G (Vehicle-to-Grid) satisfying scheduled charging[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 559-564.
- [8] 曹一家,苗铁群,江全元. 含电动汽车换电站微电网孤岛运行优化[J]. 电力自动化设备,2012,32(5):1-6.  
CAO Yijia, MIAO Yiqun, JIANG Quanyuan. Optimal operation of islanded microgrid with battery swap stations[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(5): 1-6.
- [9] 杨洪明,王爽,易德鑫,等. 考虑多风电场出力相关性的电力系统随机优化调度[J]. 电力自动化设备,2013,33(1):114-120.  
YANG Hongming, WANG Shuang, YI Dexin, et al. Stochastic optimal dispatch of power system considering multi-wind power correlation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(1): 114-120.
- [10] 石庆均,江全元. 包含蓄电池储能的微网实时能量优化调度[J]. 电力自动化设备,2013,33(5):76-82.  
SHI Qingjun, JIANG Quanyuan. Real-time optimal energy dispatch for microgrid with battery storage[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(5): 76-82.
- [11] 洪博文,郭力,王成山,等. 微电网多目标动态优化调度模型与方法[J]. 电力自动化设备,2013,33(3):100-107.  
HONG Bowen, GUO Li, WANG Chengshan, et al. Model and method of dynamic multi-objective optimal dispatch for microgrid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(3): 100-107.
- [12] ROQUES F A, NEWBERRY D M, NUTTALL W J. Fuel mix diversification incentives in liberalized electricity markets: a mean-variance portfolio theory approach[J]. Energy Economic, 2008, 30(4): 1831-1849.
- [13] DAHLGREN R, LIU C C, LAWARR-E J. Risk assessment in energy trading[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2009, 18(2): 503-511.
- [14] ROCKAFELLAR R T, URYASEV S. Conditional value-at-risk for general loss distributions[J]. Journal of Banking and Finance, 2002, 26(7): 1443-1471.
- [15] YANG D, JIAO L, GONG M, et al. Adaptive ranks clone and k-nearest neighbor list-based immune multi-objective optimization[J]. Computational Intelligence, 2010, 26(4): 359-385.
- [16] 焦李成,尚荣华,马文萍,等. 多目标优化免疫算法、理论和应用[M]. 北京:科学出版社,2010:67-100.

## 作者简介:

刘玉娇(1985-),男,山东枣庄人,博士研究生,主要研究方向为智能电网环境下的电力系统能量和风险管理(E-mail: yujiao998@sjtu.edu.cn);

蒋传文(1966-),男,湖北襄樊人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为电力系统优化运行、电力市场、新能源发电和智能电网(E-mail: jiangcw@sjtu.edu.cn);

王旭(1989-),男,安徽马鞍山人,博士研究生,主要研究方向为新能源发电;

申景双(1976-),男,河南唐河人,博士研究生,主要研究方向为智能电网环境下的电力系统优化运行。

(下转第69页 continued on page 69)

改进 PR 控制[J]. 中国电机工程学报,2012,32(6):113-120.  
ZHOU Juan,ZHANG Yong,GENG Yiwen,et al. An improved  
proportional resonant control strategy in static coordinate for  
four-leg active power filters[J]. Proceedings of the CSEE,2012,  
32(6):113-120.

作者简介:

周卫平(1969-),男,湖北武汉人,副教授,博士,主要研究

方向为电能质量分析与控制;

吴正国(1943-),男,湖北武汉人,教授,博士研究生导师,  
主要研究方向为数字信号处理、电能质量分析与控制;

夏立(1964-),男,湖北武穴人,教授,博士研究生导师,  
主要研究方向为舰船能量管理系统;

李哲(1986-),男,安徽肥东人,博士,主要研究方向为  
电能质量分析与控制(E-mail:liuguangniao@yahoo.com.cn)。

Dynamic voltage restorer control based on capacitor  
harmonic current suppression

ZHOU Weiping,WU Zhengguo,XIA Li,LI Zhe

(College of Electrical and Information Engineering,Naval University of Engineering,Wuhan 430033,China)

**Abstract:** The compensation accuracy of traditional dual-loop feedback control is low when the voltage sag of nonlinear load is compensated and it contains harmonics. The influence of nonlinear load on the compensating characteristics of DVR(Dynamic Voltage Restorer) is explored and a control scheme based on capacitor harmonic current suppression is proposed,which controls DVR to generate an opposite harmonic current to suppress the harmonic components of capacitor current after the harmonic current is detected. The adverse influence of nonlinear load on DVR is thus eliminated. Simulative and experimental results show the viability and effectiveness of the proposed control scheme.

**Key words:** dynamic voltage restorer; dual-loop control; capacitor current; harmonic current; harmonic suppression

.....

(上接第 63 页 continued from page 63)

Energy management with stochastic constraint and multi-objective optimization  
algorithm for electric vehicle battery swap station

LIU Yujiao,JIANG Chuanwen,WANG Xu,SHEN Jingshuang

(Department of Electrical Engineering,Shanghai Jiao Tong University,Shanghai 200240,China)

**Abstract:** The optimization of energy management for electric vehicle battery swap station is researched. Because the energy management of electric vehicle battery swap station has a certain risk,its model,built with the consideration of the uncertainties in electricity price and power demand,takes the expectation and variance of cost as its objectives and solved by a multi-objective optimization algorithm based on immune clone method. Simulative results show that,the electricity purchase cost of battery swap station is lowered by the optimized energy management and the power network obtains benefit by the load transfer.

**Key words:** electric vehicles; battery swap station; energy management; immune clone algorithm; stochastic constraint