

DOI: 10.7667/PSPC170782

用户侧微电网的能量管理方法综述

马宇辉¹, 刘念²

(1. 国网浙江省电力公司, 浙江 杭州 310007; 2. 新能源电力系统国家重点实验室, 华北电力大学, 北京 102206)

摘要: 用户侧微电网是协调分布式发电与用户负荷的有效载体, 而能量管理系统是提高其运行效用的重要途径。从用户侧微电网的能量管理需求与应用特点出发, 系统论述了在线凸规划、在线模型预测控制、李雅普诺夫优化和在线线性规划等四类在线算法的基本原理。综述了其在微电网或类似系统能量管理中的应用情况, 分析了不同在线算法的特点、性能、适用范围及评价指标。最后, 简要总结了目前存在的难点问题与发展前景。

关键词: 在线优化; 微电网; 能量管理; 智能电网

Survey on energy management method of community micro-grid

MA Yuhui¹, LIU Nian²

(1. State Grid Zhejiang Electric Power Company, Hangzhou 310007, China;

2. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources,
North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Micro-grid on the user side is the effective carrier for the coordination of distributed generation and user load. Energy management system is an important way to improve the operation utility. Starting with the energy management demand and application characteristics of micro-grids on the user side, this paper systematically discusses basic principles of four kinds of online algorithms, including online convex optimization, online model predictive control, Lyapunov optimization and online linear programming. And the application of different online algorithms in micro-grids or similar energy management is summarized. The features, performance, application ranges and evaluation indexes of different online algorithms are analyzed. Finally, the existent difficulties and prospects for future studies are briefly summarized.

Key words: online optimization; micro-grid; energy management; smart grid

0 引言

可再生能源接入电网已经成为发展低碳经济的重要手段^[1]。传统电力系统通过集中式的大型发电机组向负荷侧供电, 而在规模化接入分布式可再生能源的新一代电网中, 微电网为可再生能源发电、储能系统及用户需求提供了一种分布式集合形式, 是分散协调可再生能源与用户负荷的理想平台^[2]。在智能电网的背景下, 微电网的显著特征包括双向互动的能量流以及实时互动的信息流, 为供电商与用户实现实时的供需平衡提供了很大的方便, 有效地提高了新能源利用效率与电网稳定性^[3]。在用户侧微电网的运行中, 用户关心的效用函数主要包括用电成本、用电质量和舒适度等。而提高运行效用的重要途径就是能量管理系统。它根据用户的要求进行运行控制与能量优化, 通过微电网中实时提供

的信息流在线调控能量流, 保障微电网运行的经济性与安全性, 为用户提供舒适的用电环境, 是用户侧微电网运行的核心环节^[4]。

在微电网的运行过程中, 由于用户用电行为的随机性及可再生能源(光伏/风电)输出的波动性, 未来的负荷数据、新能源发电数据和电价数据都难以准确地预测, 导致用户侧微电网中能量流与信息流的时变性增大, 提升了保证实时能量供需平衡的难度^[5], 对优化决策的实时性也提出更高的要求。因此, 需要一种在可再生能源发电、用户负荷与电网电价的任意波动下快速调控能量以提高用户用电效用的在线算法, 故形成了用户侧微电网中的在线优化算法。在线优化算法中, 不依赖任何未来发电量、负荷及电价的实际值, 只需要获取当下时刻微电网系统中的各种状态即可得出对微电网的调控决策。随着智能电网和通信技术的发展, 微电网的优化控

制器能在线获取各方面的交互信息, 奠定了在线算法的执行基础^[6]。由此可以预见, 在线优化将成为未来用户侧微电网能量管理的发展趋势之一。

近年来, 针对微电网或类似系统的在线优化问题, 国外的学者已经展开了较广泛的研究, 并取得了一定数量的研究成果。从方法学的角度, 本文将集中讨论在线优化的4类算法及其在微电网能量管理中的应用, 具体包括: 1) 在线凸规划^[7]; 2) 在线模型预测控制; 3) 李雅普诺夫优化; 4) 在线线性规划。旨在抛砖引玉, 引起国内学术界对在线优化及其应用建模的重视和研发兴趣。

1 用户侧微电网能量管理的特点

用户侧微电网按照用户类型可分为: 家庭/小区型微电网, 商业/办公楼宇型微电网, 工业/园区型微电网。其中, 家庭/小区型微电网的负荷规模较小, 用户用电的随机性和波动性较大, 具有较灵活的可调控性。商业/办公楼宇型微电网的负荷功率比家庭/小区型微电网大得多, 具有一定的波动性, 受商业因素影响, 其负荷峰谷特性与家庭/小区型微电网存在较大差异^[8], 且负荷的可调控性不如家庭/小区型微电网灵活。工业/园区型微电网的规模大得多, 其负荷的波动性根据其企业性质而定, 包含冲击性负荷的工业/园区型微电网负荷波动性较大, 一般的工业/园区型微电网负荷波动性相对较小。相应地, 不同微电网能量管理系统也有一定的差异, 家庭/小区型能量管理系统比较适合居住较分散的用户, 调度灵活性高、周期短^[9]。而商业/办公楼宇型能量管理系统适合于城市商业楼宇或办公楼宇, 便于集中管理。工业/园区型能量管理系统由于用电所需的可靠性较高, 调度灵活性较低^[10]。用户侧微电网在保证用户用电质量的前提下, 要尽可能提高运营效益, 其运行特点体现在如下4个方面。

1.1 运行目标的多向性

在运行过程中, 微电网需要根据电网侧和用户侧的信息, 动态调整运行的决策方向。在电网侧供电电价变化时, 要考虑如何调节用户侧负荷需求的大小^[11]; 在考虑储能设备的情况下, 要考虑如何调节储能的充放电功率大小及充电来源以降低用户的用电成本^[12-13]; 在可再生能源充足时, 要考虑如何提高可再生能源的利用率^[14-15]; 在可再生能源输出随机性较大时, 要考虑如何抑制微电网与常规配电网联络线间功率的波动^[16-17]; 当涉及需求响应项目时, 要考虑如何在提高经济性的同时保障用户的舒适度^[18-19]; 当微电网中涉及高耗能器件时, 要考虑如何提高能源的综合利用效率^[20]。

1.2 感知数据的不确定性

按常规的优化思路, 在微电网能量管理系统中需要对一些感知数据进行预测, 以提前制定优化方案。这些数据大致可分为3类: 1) 微电网与用户互动相关的信息, 如用户用电需求, 可控负荷的可控程度参数^[21], 对空调、热水器等大功率器件的舒适度要求^[22-23]等; 2) 微电网与电网互动相关的信息, 如实时电价和辅助服务价格等; 3) 就地的分布式可再生能源的输出功率等。1)、3)类数据的可预测性不强, 误差较大。而对于可再生能源而言, 若能提供高精度的数值天气预报, 可获得较好的预测效果, 但会提升运营成本。

1.3 决策过程的实时性

智能电网环境下负荷侧能量管理系统的调度决策时间尺度通常从日前延续到分钟级^[4,10]。对于微电网的业主而言, 除去必要的一次系统投资外, 对二次系统希望以一种低成本、即插即用的架构实现。例如, 能量管理系统能以算法模块的形式集成在微电网监控系统中, 运行的硬件载体以普通计算机或嵌入式终端为优。考虑到决策过程的实时性, 能量管理系统的算法复杂度不能太高, 需适应硬件资源约束和实时性的要求^[8]。

1.4 与用户互动的激励性

用户的用电需求是微电网可调动资源。在微电网运行过程中, 可根据运营情况, 运营商可主动发出一些交互性的激励措施, 与用户达到共同增效的目的。对负荷需求的交互方式根据控制主体分为两类, 一类是直接负荷控制(Direct Load Control, DLC), 由运营商作为控制主体, 可按用户的基本负荷消费量和削减负荷量与激励费率确定形成协议服务方式^[24]; 另一类是非直接负荷控制^[25], 即价格激励方式, 由用户作为控制主体。用户通过内部的能耗优化, 避开高电价时段用电, 以减少用电成本。运营商根据微电网整体运营的需求, 可通过调节电价间接引导用户调整用电需求, 以提高整体运行效益。

综上所述, 由于用户侧微电网具备上述运行特点, 其能量管理方法可定义为: 根据用户特点, 可设定个性化的优化运行目标, 并融入电价/激励等需求响应机制, 能有效处理未来感知信息的不确定性, 最终实时决策分布式电源和储能功率, 并实现有序负荷调控的能量优化方法。

因此, 为满足用户侧微电网的运行特点需求, 在线优化是可能的解决途径, 在可再生能源发电、用户负荷与电价数据随时间逐步获取的情况下, 为用户侧微电网的能量管理提供一个相对满意的执行策略。本文随后将集中讨论在线优化的几种主流算法。

2 在线优化方法及其应用

在线优化运行的建模及求解思路十分复杂广泛,近年来主流的方法包括在线凸规划、李雅普诺夫优化、模型预测控制以及在线线性规划。

2.1 在线凸规划

在线凸规划是凸规划的一种改进形式。一般而言,凸规划的可行域是凸集,目标函数为凸函数。在线凸规划由凸集可行域 $F \subseteq \mathbb{R}^n$ 与一系列价值函数 $\{c^1, c^2, \dots, c^t\}$ 组成,其中每个 $c^t: F \rightarrow \mathbb{R}$ 均为凸函数^[26]。在每个时刻 t , 在线凸规划算法确定决策变量 $x^t \in F$ 。在决策变量确定后,即获得该时刻的目标函数值 c^t ^[27]。

在用户侧微电网优化运行的应用中,当采用在线凸规划算法时,一般将每个时刻的目标函数表示为决策变量的凸函数^[28],如式(1)。

$$\min C(x_t) = \sum_{t=1}^T c_t(x_t) \quad (1)$$

式中: $C(x_t)$ 是问题中的总目标,例如发电机的发电成本、负荷的波动程度以及用户的舒适度; $c_t(x_t)$ 是每个时刻的目标函数; x_t 是问题中的决策变量,例如分布式电源的功率、储能功率以及负荷功率; c_t 为凸函数,一般选取二次函数,可表示为

$$c_t(x_t) = a \cdot x_t^2 + b \cdot x_t + c \quad (2)$$

式中, $a > 0$ 且 $b, c \geq 0$, 是提前设定的运行相关参数,可以从微电网的实际运行数据中学习得到。

那么,整个问题可以理解为,在每个时刻 t , 基于过去决策变量的信息 $x^\tau, \tau = 1, 2, \dots, t-1$ 与微电网其他相关约束,确定 x_t 的值^[29],以使得在整个时间区间内,总的目标函数最小。

文献[30]中将在线凸规划应用于传统燃煤发电机的调度。针对含有难以预测的风力发电的微电网系统,提出了一种在线的传统发电机调度策略。目标函数为每个时刻的发电成本,决策变量为每个时刻的传统发电机发电量。将发电成本表示为传统发电机发电量的凸函数,采用在线的凸规划实现了对传统燃煤发电机的在线调度,并证明了在线算法相对于传统算法的优势。文献[31]以配电网为对象,从运营商的角度出发,以降低负荷的波动程度为目标,采用在线凸规划确定实时电价策略。其中将负荷的波动程度表示为电价变化量的凸函数。文献[32]中针对包含 N 个用户的智能配电系统,提出了一种在智能电网背景下在线分配电量的算法。其中决策变量为给每个用户分配的用电量。目标函数由

3部分组成,即 N 个用户的舒适度,用电成本以及负荷的波动程度。而每个目标函数均可以表示为决策变量的凸函数,从而构成了一个在线凸规划问题,在每个时刻只解决当下时刻的凸规划问题,对当下时刻的每个用户分配电量进行优化。并证明了在线优化算法的最优解逐渐收敛于离线算法的最优解。

以上研究成果证实,在线凸规划可用于解决能量优化中的不确定性问题。除此之外,在线凸规划还应用在信息理论^[33]、博弈理论^[34]与在线机器学习^[35]等领域。虽然在微电网能量管理中的应用还有有限,但其适用性是显而易见的。在用户侧微电网的一些优化问题中,优化目标没有精确的数学模型,例如发电机的发电成本、负荷的波动程度以及用户的舒适度,没有确切的数学表达式;同时还缺乏用户负荷、新能源发电量以及电价的未来信息。此时,在线凸规划算法的应用优势就可以得到充分利用,它不需要负荷、发电量以及电价的任何具体模型,只需要判定目标函数及其他未知量的凸性质即可将其近似表示为凸函数,形成在线凸规划问题进行求解。然而,由于凸函数对目标函数及其他未知信息的近似表达精度有限,该算法不适用于对优化精度要求较高的场景。

2.2 李雅普诺夫优化

李雅普诺夫优化算法最早应用于随机网络中,主要体现在通信与队列系统中。微电网作为广义上的随机网络,包含有多种能量队列,因此李雅普诺夫算法中的队列模型能应用于微电网的能量调度。同时,随着智能电网的发展和储能技术的规模化应用,微电网的运行特性以及其中信息流、能量流之间的交互特性,从数学建模角度上来说与通信系统具有一定的共性,这为李雅普诺夫优化在微电网中的应用奠定了基础。此外,李雅普诺夫优化算法具有计算复杂度低的特点,恰好满足微电网对在线实时优化算法的需求。由于存在上述优势,该方法已经得到学术界的普遍关注。

李雅普诺夫优化算法的实现建立在队列理论的基础上^[36],首先对系统中实际存在的队列进行分析,针对包含 K 个实际队列的系统,其动态运作过程可表示为

$$Q_k(t+1) = \max[Q_k(t) - b_k(t), 0] + a_k(t) \quad (3)$$

式中: $Q_k(t)$ 代表在 t 时刻第 k 个队列中积压等待处理的业务数量; $a_k(t)$ 代表新增的业务数量; $b_k(t)$ 代表处理掉的业务数量。

定义李雅普诺夫函数 $L(Q(t)) \triangleq \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K Q_k(t)^2$,

定义李雅普诺夫漂移(drift)为

$$\Delta(Q(t)) \triangleq E\{L(Q(t+1)) - L(Q(t)) | Q(t)\} \quad (4)$$

由式(4)可知, 李雅普诺夫漂移即为李雅普诺夫函数值相邻时刻变化值的期望。

考虑该队列系统中的一个最小化问题, 如式(5)。

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} \quad \limsup_{t \rightarrow \infty} \bar{c}(t) \\ & \text{Subject to} \quad 1) \limsup_{t \rightarrow \infty} \bar{y}_l(t) \leq 0 \quad \forall l \in \{1, \dots, L\} \\ & \quad \quad \quad 2) \limsup_{t \rightarrow \infty} \bar{e}_j(t) = 0 \quad \forall j \in \{1, \dots, J\} \\ & \quad \quad \quad 3) Q_k(t) \text{ 是稳定的} \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $c(t)$ 定义为系统中由控制变量决定的效用函数, 一般指系统运行成本或用户舒适度。控制变量一般指可控负荷的功率或储能的充放电功率。 $y_l(t)$ 、 $e_j(t)$ 分别为系统中不等式约束、等式约束中涉及的变量。

下面对原问题进行转化, 减小 $\Delta(Q(t))$ 可以有效地降低队列长度的变化程度, 从而提高系统的稳定性。然而, 提高系统的稳定性在一般情况下会与降低系统的效用函数相悖。故定义“漂移+效用”表达式为

$$\Delta(Q(t)) + V \cdot E\{c(t) | Q(t)\} \quad (6)$$

式中, $V \geq 0$, 是平衡队列稳定性与系统效用函数的权重系数。可以推出:

$$\begin{aligned} \Delta(Q(t)) + V \cdot E\{c(t) | Q(t)\} & \leq B + V \cdot E\{c(t) | Q(t)\} + \\ & E\left\{\sum_{k=1}^K Q_k(t)[a_k(t) - b_k(t)]\right\} \end{aligned} \quad (7)$$

式中, B 为特定常数, 需满足

$$B \geq E\left\{\sum_{k=1}^K \frac{a_k(t)^2 + b_k(t)^2}{2}\right\} \quad (8)$$

原问题可以理解为在保证系统中 $Q_k(t)$ 稳定的前提下将效用函数最小化。故原问题可转换为最小化“漂移+效用”表达式, 即最小化不等式(7)右端的问题:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} \quad V \cdot c(t) + \sum_{k=1}^K Q_k(t)[a_k(t) - b_k(t)] \\ & \text{Subject to} \quad 1) \limsup_{t \rightarrow \infty} \bar{y}_l(t) \leq 0 \quad \forall l \in \{1, \dots, L\} \\ & \quad \quad \quad 2) \limsup_{t \rightarrow \infty} \bar{e}_j(t) = 0 \quad \forall j \in \{1, \dots, J\} \end{aligned} \quad (9)$$

由式(9)可以看出, 李雅普诺夫优化算法解除了原问题在时间尺度上的耦合关系, 将原问题转化为每个时刻的子问题, 不依赖系统中任何未来的信息, 只需监测得到当下时刻系统的相关变量即可进行求解。

下面对该算法的性能进行分析。假设在不考虑队列稳定性, 只考虑效用函数的情况下, 原问题最优解为 c^* , 依据式(7)可以证明。

$$\limsup_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \sum_{\tau=0}^{t-1} E\{c(\tau)\} \leq c^* + \frac{B}{V} \quad (10)$$

即根据问题(9)求得的最优解与原问题的最优解的差额为 B/V , 也就是说, 李雅普诺夫算法可以通过增大 V 以使最终结果接近于效用函数的最优值, 但这是以降低系统的稳定性为代价的。

在微电网中的应用中, 李雅普诺夫算法中的队列一般指可调控负荷队列或储能队列。关于采用储能队列的系统, 文献[37]针对包含 N 个微电网与一个传统电网的系统, 每个微电网都带有各自的新能源与负荷, 且微电网之间可以相互交易。文章以最小化 N 个微电网的用电成本为目标进行集中优化, 决策变量为每个微电网在每个时刻储能系统的充放电电量以及微电网之间的交易电量。选取每个微电网的电池的电量水平作为系统中的实际队列, 采用李雅普诺夫优化理论将原问题转化为一个线性规划问题, 易于求解。依据求解结果对储能与合作之间的博弈关系进行了分析。

文献[38]中针对一个包含储能系统的智能家居微电网, 以减小负荷波动程度、降低用户购电成本为目标, 以储能电池每个时刻的充放电量为决策变量, 采用李雅普诺夫优化算法进行在线优化。选取电池每个时刻的电量水平作为系统中的队列 $Q(t)$, 每个时刻的充放电电量大于 0 时即为 $a_k(t)$, 小于 0 时即为 $b_k(t)$ 。通过李雅普诺夫优化理论将原问题转化为一个二次规划问题, 求解难度大大降低。并证明得出该算法的最优解与原问题最优解的差额为 $O(1/V)$ 。文献[39]针对包含 N 个居民用户的微电网系统, 以最小化微电网运行成本为目标, 决策变量为每个时刻电池的充放电电量, 选取 K 个电池的电量水平为系统的实际队列, 并引入服务质量虚拟队列, 以满足系统有关服务质量的不等式约束, 采用李雅普诺夫优化算法进行优化, 将服务质量控制问题与电池管理问题均转换为队列稳定性问题。文献[40]通过聚合商调配一个分布式储能系统, 为电网提供功率平衡的辅助服务。其中, 聚合商采用李雅普诺夫优化将原问题转化为每个时刻的子问题, 实现了实时求解。

关于采用负荷队列的系统, 文献[41]针对一个不含储能装置的新能源微电网, 以最小化向大电网购电的成本为目标, 决策变量为每个时刻向大电网购电的数量。文章选取每个时刻的负荷需求作为系统中的队列, 按照“先进先出”的原则处理每个时

刻的负荷。采用李雅普诺夫优化算法对问题进行求解,在最小化购电成本的同时,也保证了负荷处理的最大延迟时间,使系统趋于稳定。文献[42]针对如何最小化拥有绿色能源电源的数据中心的电费问题,采用李雅普诺夫优化理论对系统中的负荷队列进行在线调度,并将结果与其他两种算法进行对比,证明了其优越性。

李雅普诺夫优化理论将稳定性理论与优化问题进行了很好的结合,并在用户侧微电网的能量管理中得到了充分应用。通过对以上研究成果的总结,可以发现,李雅普诺夫优化方法在不需要知道未来信息的同时,还可以将复杂的优化问题转换为便于求解的二次规划或线性规划问题,使计算复杂度得到大大降低。同时,与动态规划相比,当系统变量维数增加时,该算法的计算复杂度并不会呈指数型增加,遭受“维度灾难”,而是呈线型增加,可以方便地实现系统的扩展应用,例如包含多用户多队列的系统。另一方面,相比于以往的一些微电网实时优化算法需要获得未来信息的特定分布规律^[43-46],李雅普诺夫优化理论不需要任何未来信息的分布规律,适用范围更广。

然而,由于在李雅普诺夫优化理论中对系统中队列之间相互独立性的要求,在微电网能量管理系统中就很难对负荷队列与储能队列进行同步处理,因为两者之间经常存在相互作用的耦合关系。这一点限制了李雅普诺夫优化方法在微电网中的可应用场景范围,还有待进一步研究改进。同时,由于李雅普诺夫算法在优化目标函数的同时还考虑了系统队列的稳定性,其优化结果并不是目标函数的最优解,而是在距离最优解 $O(1/V)$ 范围内的可行解。该算法可以根据用户偏好,通过设定参数 V 的值来平衡队列的拥塞程度与用户的效用函数。

2.3 在线模型预测控制

模型预测控制是过程控制发展领域中的一种重要的控制技术,已经在工业的生产过程控制中得到了广泛应用。其核心包括:可预测未来信息的动态模型、在线反复优化计算并滚动实施的控制作用和模型误差的反馈校正。

在微电网在线算法的应用中,模型预测控制算法即指基于过去已知的信息与预测未来的信息来得出当下时刻较好的决策,且未来信息的不确定性与以往所做决策无关^[47]。随着时间推进,信息不断更新,预测窗口也随之推移,因此也称为“滚动时域控制方法”。在每个时刻都要解决如式(11)所示的在线优化问题。

$$\text{Minimize: } \sum_{t=1}^{\tau} C_t(x_t, p_t, l_t, r_t) + E \left[\sum_{t=\tau+1}^T C_t(x_t, p_t, l_t, r_t) \right] \quad (11)$$

式中: τ 指当下时刻; T 指整个优化周期的时刻数; x_t 为问题的决策变量,一般指负荷功率、分布式电源功率或储能充放电功率; p_t 为每个时刻的电价信息; l_t 为每个时刻的负荷信息; r_t 为每个时刻可再生能源的发电量信息; C_t 为整个问题的效用函数,即优化目标,一般指用电成本或负荷波动程度。该问题的目标函数即为过去时刻的目标函数与未来时刻目标函数的期望值的总和,每个时刻都重复解决该优化问题,随着 τ 的推进,预测窗口也逐渐减小,不断更新当下时刻的 x_t 、 p_t 、 l_t 、 r_t 与未来的预测值,以得出决策变量 x_t ,直到 $\tau=T$ 。

文献[48]以用户的用电成本与耗电量的波动程度最小为优化目标,提出了3种相似性指标来度量用户用电隐私保护的效果。这3种相似性指标可以反映用户耗电量曲线的波动程度,波动程度越小,用户用电隐私保护效果越好。文章采用了滚动式在线优化的方式,通过学习过去已知的信息,对未来信息进行预测。在每个时刻综合过去信息与未来信息的预测值实现整个优化周期的全局优化,得出当下时刻的决策。用户可以及时地对实时电价与负荷变化做出反应,做出较优决策。文献[25]针对用户侧的负荷调度问题,以用户的舒适度最高、用电费用最低为目标,以每个电器每个时刻的电量为决策变量,其中采用的在线算法即采用滚动时域预测的方法,基于每个时刻更新的电价信息进行全局优化,得出当下时刻每个电器分配的电量。文章将在线算法与离线算法进行对比,分析得出在线算法可以引导用户作出更明智的决策。文献[49]针对包含新能源发电的微电网提出了一种基于滚动时域策略的能量管理系统,为发电机在线设定运行点。其中的预测模型采用神经网络对可再生能源发电量与用户用电量提前2天进行预测。文献[50]针对包含新能源发电系统、储能系统与集中负荷的微电网,采用改进的模型预测控制算法对储能系统与购电量进行调配。该改进算法在每个时刻只对未来 M 个时刻进行优化,并分析了 M 的取值与预测误差及储能容量的关系。文献[51]对包含储能系统的微电网,采用滚动区域方法对储能的运行进行在线控制,并采用变化的步长以提高运算速度。文献[52]针对冷热电联供型微电网,采用基于混合整数线性规划的模型预测控制实现功率平衡与用电成本的经济性。文献[53]在热电联供型微电网中采用模型预测控制解决

了系统中形成的线性规划问题。文献[54]针对包含新能源发电、储能和可控负荷的典型微电网, 采用模型预测控制解决了系统中形成的混合整数线性规划问题, 以降低用户的用电成本。文献[55]针对包含电动汽车的光柴储孤立微电网采用了基于非线性规划的模型预测控制进行优化。文献[56]在一个多层分布式系统中, 在最高层采用基于二次规划的模型预测控制进行调控。

根据上述成果, 可知在线模型预测控制在微电网中的应用已较为丰富, 其中的预测模型具有多样性的特点, 滚动优化存在时变不确定性的特点, 相对于假设所有信息已知的离线算法更符合复杂系统控制的不确定性与时变性的实际情况。在线凸规划与李雅普诺夫优化均将在时间尺度上耦合的全局优化问题解耦为每个时刻的优化问题, 并不牵涉未来信息。与这两种算法不同, 在线模型预测控制在每个时刻的优化中都包含了未来信息的预测值, 在数据的可预测性较高时, 其优化结果会更接近离线算法的最优解。但在数据波动性较大、可预测性不高时, 该算法的应用便会有有一定的局限性。此外, 由于该算法在每个时刻都要对复杂度较高的全局优化问题进行求解, 在线计算量大, 在计算资源约束下不易满足实时性要求。

2.4 在线线性规划(动态学习算法)

用户侧微电网的能量管理中存在很多典型的线性规划问题, 例如通过调节用电量优化成本、决策可控负荷开关状态、储能充放电策略和多资源分配等。文献[57]针对在线的线性规划问题提出了一种动态学习算法, 在提前设定的时间点求出已有时刻的部分线性规划问题的最优对偶解, 根据该对偶解依次确定未来时刻的决策变量。每次求解对偶变量的过程称为一次学习的过程。其中设定的时间点与要求的竞争比有关。

首先介绍线性(整数)规划问题:

$$\begin{aligned} & \text{Maximize}_x \sum_{j=1}^n \pi_j x_j \\ & \text{Subject to } 1) \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leq b_i, \quad \forall i=1, \dots, m \\ & \quad 2) 0 \leq x_j \leq 1, \quad \forall j=1, \dots, n \end{aligned} \quad (12)$$

式中, 对于所有的 j , $\pi_j \geq 0$, $\mathbf{a}_j = (a_{1j}, \dots, a_{mj})^T$ 。
 $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_m)^T$ 。

则相应的在线线性规划问题可理解为在每个时刻结合之前 $t-1$ 个决策 x_1, \dots, x_{t-1} 与输入 $\{\pi_j, \mathbf{a}_j\}_{j=1}^n$,

选择 x_t 以使目标函数 $\sum_{i=1}^n \pi_i x_i$ 最大。

该动态学习算法的竞争比性能可以表述为: 对于任何 $\varepsilon > 0$, 在在线线性规划问题(12)中, 若输入信息满足

$$B = \min_i b_i \geq \Omega \left(\frac{m \log(n/\varepsilon)}{\varepsilon^2} \right) \quad (13)$$

则该在线算法的竞争比可以达到 $1 - O(\varepsilon)$ 。

首先介绍该算法一次学习的过程: 设定 $s = \varepsilon n$ 。其中 ε 是上述竞争比中的相关参数。考虑定义在时间区间 $1 \sim s$ 的局部线性规划问题:

$$\begin{aligned} & \text{Maximize} \quad \sum_{i=1}^s \pi_i x_i \\ & \text{Subject to } 1) \sum_{i=1}^s a_{ii} x_i \leq (1-\varepsilon) \frac{s}{n} b_i, \quad i=1, \dots, m \\ & \quad 2) 0 \leq x_i \leq 1, \quad t=1, \dots, s \end{aligned} \quad (14)$$

设其对偶问题的解为 $(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\mathbf{y}})$ 。对于影子价格向量 \mathbf{p} , 定义分配规则 $x_t(\mathbf{p})$ 为

$$x_t(\mathbf{p}) = \begin{cases} 0, & \pi_t \leq \mathbf{p}^T \mathbf{a}_t \\ 1, & \pi_t > \mathbf{p}^T \mathbf{a}_t \end{cases} \quad (15)$$

整个一次学习的过程可描述如下。

1) 对于所有 $t \leq s$, 初始化 $x_t = 0$, 计算 $\hat{\mathbf{p}}$;

2) 对于 $t = s+1, s+2, \dots, n$, 如果对于所有 i 都满足 $a_{ii} x_i(\hat{\mathbf{p}}) \leq b_i - \sum_{j=1}^{t-1} a_{ij} x_j$, 则 $x_t = x_t(\hat{\mathbf{p}})$; 否则, $x_t = 0$ 。

动态学习算法在一次学习的基础上, 在 $t = \varepsilon n, 2\varepsilon n, 4\varepsilon n, \dots$ 时对已知信息进行重新学习, 并对对偶价格向量进行更新。考虑定义在时间区间 $1 \sim l$ 的局部线性规划问题:

$$\begin{aligned} & \text{Maximize} \quad \sum_{i=1}^l \pi_i x_i \\ & \text{Subject to } 1) \sum_{i=1}^l a_{ii} x_i \leq (1-h_l) \frac{l}{n} b_i, \quad i=1, \dots, m \\ & \quad 2) 0 \leq x_i \leq 1, \quad t=1, \dots, l \end{aligned} \quad (16)$$

式中, $h_l = \varepsilon \sqrt{n/l}$ 。定义 $\hat{\mathbf{p}}^l$ 为以上局部线性规划问题的最优对偶解。

整个在线动态学习算法的过程可描述如下。

1) 设定 $t_0 = \varepsilon n$, 对于所有 $t \leq t_0$, 初始化 $x_t = 0$, 计算 $\hat{\mathbf{p}}$ 如上所示;

2) 对于 $t = t_0 + 1, t_0 + 2, \dots$, 重复以下步骤:

(1) 记 $\hat{x}_t = x_t(\hat{\mathbf{p}}^l)$, 其中 $l = 2^r \varepsilon n$;

(2) 如果对于所有 i 都满足 $a_{ii} \hat{x}_t \leq b_i - \sum_{j=1}^{t-1} a_{ij} x_j$,

则 $x_i = \hat{x}_i$ ；否则， $x_i = 0$ 。

文献[58]将动态学习算法应用于电动汽车的充放电调度。基于每个时间段电动汽车的负荷需求，电价与燃油价格以及每种电动汽车的特性，形成了一个线性规划问题。将所有的电动汽车进行集群分类，并采用对偶电价向量的思路进行求解。

动态学习算法在微电网能量管理系统的应用目前还十分有限，但是它的优势是显而易见的。它在特定的时间点利用已有信息对对偶电价向量进行动态更新，并通过对偶电价向量依次确定决策变量的值。前文提到的在线凸规划、李雅普诺夫优化与模型预测控制均是在每个时刻都要对规划问题进行求解，而动态学习算法是每隔一个时间段 εn 进行一次对规划问题的求解，其计算复杂度得到明显的降低。也就是说，在线线性规划问题由于本身问题的复杂度就不高，没有必要采用复杂度较高的优化理论，通过采用动态学习算法可以使问题的易于求解性得到体现。

动态学习算法具有“边决策边学习”的特点，对偶电价向量的更新间隔会根据要求的竞争比性能提前计算得出。同时，动态学习算法并不依赖于输入信息的任何分布特点，对数据的不确定性与时变性有很好的鲁棒性。然而，由于其适用范围仅限于线性规划问题，使其在微电网能量系统中的应用受到了限制。

3 在线优化算法的评价指标

在线优化问题本质上是解决不完全信息下^[59]的优化决策问题。一般情况下，在线优化问题与时间的进程紧密相关，即输入总是逐步被提供，对于每个输入部分，在线算法(Online Algorithm)需要在不知道以后信息的情况下给出优化决策。以“在线线性规划”为例，就是在传统动态线性规划基础上，引入在线学习机制后，形成了全新的在线线性规划算法，详见斯坦福大学的Yinyu Ye教授的著作^[57-58]。

与之相对应存在离线算法(Offline Algorithm)，即知道了优化周期内所有的输入信息，根据某些条件来选取最优策略^[60]。逻辑上，在线算法追求的是与离线算法一样的好结果，但由于无法预知到后面的输入，只能按照目前的状况来尽量给出问题的满意决策。根据上述基本概念，可以总结出在线算法的应用特点在于：(1) 难以预知未来的确切信息；(2) 必须在一定时间内给出当前的决策；(3) 优化的结果是相对满意解。评价在线优化算法性能最好的检测方法就是与离线优化算法进行对比。目前主要

有两种在线算法的性能分析方法。

1) 在线算法与离线算法目标函数最优值的差值，一般称之为“遗憾(regret)”^[61]，可表示为

$$R_c(T) = \sum_{t=1}^T c_t(x_t) - \min \sum_{t=1}^T c_t(x_t^*) \quad (17)$$

式中： x_t^* 为离线优化算法中在假设提前知道所有 c_t 参数的情况下得到的最优解； $R_c(T)$ 即代表了在线优化算法与离线优化算法相比其性能的优异程度。

$R_c(T)$ 的值越小，说明在线优化算法的性能越好。因此，在线算法的目标就是减小“遗憾”的数值。特别地，“遗憾”的时间平均值 $R_c(T)/T$ 在 $T \rightarrow \infty$ 时趋近于0，也就是说随着 T 的增长，在线优化算法的最优值会逐渐接近离线优化算法的最优值。

2) 在线算法与离线算法目标函数最优值的比值，一般称之为“竞争比”，其定义如下^[62]。

若在线算法的优化结果满足

$$\min_{I \in I} \frac{C_{\text{online}}(I)}{C_{\text{offline}}^*(I)} \geq \alpha \quad (18)$$

则称该在线算法的竞争比为 α 。式(18)中： I 表示算法的输入集合； $C_{\text{online}}(I)$ 表示在输入 I 下在线算法的最优解； $C_{\text{offline}}^*(I)$ 表示在输入 I 下离线算法的最优解。也就是说竞争比反映了在最坏情况下在线算法与离线算法的最优解比值。

竞争比的值越大，说明在线优化算法的性能越好。竞争比表征了在线算法的一种性能保证。若竞争比为1，表明该问题在在线算法与离线算法中均能达到理想的最优解。若竞争比 $\alpha < 1$ ，它就保证了在线算法的性能可达到离线算法的 α 倍。

通过对在线优化在微电网运行中应用方法的总结，可以看出，相对于假设未来的用户与电网信息提前已知的离线算法，在线优化算法更贴近实际，具有计算复杂度低和消耗成本少的特点。但由于无法获取准确的未来信息，只能根据目前系统的已知信息或通过对未来信息进行预测得出问题的较优决策，因此，其优化结果是相对满意解。另一方面，从算例分析的角度而言，在微电网能量管理的应用中，目前还缺乏测试在线优化算法的标准化算例，对于不同在线优化理论的优劣性与适用性还难以进行客观的量化分析。同时，应用场景中微电网的类型、组成元素、调控对象和价格激励等多样化因素，也为评价算法的性能与适用范围提出了难点问题。对于本文所述的典型在线算法，总结其优缺点如表1所示。

表 1 在线算法的优缺点评估

Table 1 Pros and cons evaluation of online algorithms

在线算法类型	适用对象	优化周期	优点	缺点
在线凸规划	目标函数可表示为决策变量的凸函数	实时	不需要目标函数的确切表达式与相关变量的未来信息	精度较低
李雅普诺夫优化	队列系统	实时	不需要过去信息与未来信息, 计算复杂度低	队列理论限制了可应用场景范围
在线模型预测控制	可预测变量	滚动时间窗口	精度高	不适用于数据波动性较大, 可预测性不高的场景
在线线性规划	线性规划问题	实时	计算复杂度低	适用范围仅限于线性规划问题

4 能量管理建模的发展方向

目前, 用户侧微电网多采用两种运营模式:

1) 用户投资自运营, 采用自发自用和余电上网的运营模式^[63]; 2) 由第三方机构投资并运营, 采用屋顶租赁、用户享受优惠电价和余电上网的运营模式^[64]。

随着技术发展与能源政策的推动, 未来用户侧微电网展现出两种典型形态: 1) 考虑电能/热能的综合利用, 引入了冷热电分布式供能系统, 实现太阳能、电能和热能在社区/园区/商区层面的综合利用; 2) 电力市场及微电网群的出现, 使得用户侧微电网由自律模式发展为群体的互动协同模式。

在综合能源的形态下, 用户侧微电网的在线优化由单纯的电能优化, 转换为多能流的协同优化^[65-66], 其难点体现在两个方面: 1) 由于燃机“以热定电”的常规运行模式, 导致源侧存在直接的热/电耦合, 同时用户侧某些负荷也存在热/电耦合性, 比如工业生产中, 调整蒸汽负荷的需求, 很可能会影响电负荷的需求, 这种双重的耦合性给在线优化问题带了更多的难点; 2) 多能流调控中, 冷/热/电的调节特性和状态变化存在较大差异, 如何设计优化调度策略, 发挥各类能源调节机理的特点, 也是未来能量管理中需要着重考虑的问题。

在互动协同的形态下, 用户侧微电网的能量管理由自律优化发展为市场化的协同优化, 目前博弈论被普遍认为是解决该问题的首要方法^[67-68]。但是, 在应用中仍存在较多问题: 1) 用户效用的个性化问题。现有的研究工作大多面向居民用户, 对于工、商业用户和其他类型的用户侧微电网, 仍缺乏具有普适性的综合效用模型。2) 微电网在市场中的购/售电角色存在可变性, 现有的研究工作仅考虑单一的售电电价, 而微电网群中存在动态变化的多买方-多卖方场景, 需构建更完善的动态购售电价模型。3) 由于感知的不确定性, 而不得不引申出随机博弈问题, 其相关的基础理论仍欠完备, 需要进一步的深入研究。4) 未来商业模式存在多元化的特点, 目

前智能配用电领域的博弈论框架可能无法满足一些商业模式的需求, 需要根据博弈论的基础理论, 类比其他领域的相似应用, 深入开展探索性研究。

5 结论

用户侧微电网是协调分布式发电与用户负荷的有效载体, 而能量管理系统是提高其运行效用的重要途径。在对用户侧微电网运行特点分析的基础上, 论述了在线凸规划、在线模型预测控制、李雅普诺夫优化和在线线性规划等 4 类在线算法的基本原理, 并就其在微电网或类似系统能量管理中的应用进行综述, 分析了算法的特点、性能与适用范围。总之, 在线优化算法在微电网能量管理中的应用研究和实用化研究刚刚起步, 相关的算法也不仅仅限于本文提到的几类, 许多有价值的应用问题亟待解决, 在线优化及其在不同场景下的应用建模还有待进一步探索。

参考文献

- [1] NARAYANASWAMY B, GARG V K, JAYRAM T S. Online optimization for the smart (micro) grid[C] // Proceedings of the 3rd International Conference on Future Energy Systems: Where Energy, Computing and Communication Meet, Madrid, Spain, ACM, 2012: 19.
- [2] 邢龙, 张沛超, 方陈, 等. 基于广义需求侧资源的微网运行优化[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(12): 7-12.
XING Long, ZHANG Peichao, FANG Chen, et al. Optimal operation for micro grid using generalized demand side resources[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(12): 7-12.
- [3] HUANG Y, MAO S, NELMS R M. Adaptive electricity scheduling in microgrids[C] // INFOCOM, 2013 Proceedings IEEE: IEEE, 2013: 1142-1150.
- [4] 孙宏斌, 张伯明, 吴文传, 等. 自律协同的智能电网能量管理系统家族概念、体系架构和示例[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(9): 1-5.
SUN Hongbin, ZHANG Boming, WU Wenchuan, et al. Autonomous-synergetic energy management system

- family for smart grids: concept, architecture and cases[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2014, 38(9): 1-5.
- [5] 王成山, 李鹏. 分布式发电、微网与智能配电网的发展与挑战[J]. *电力系统自动化*, 2010, 34(2): 10-14.
WANG Chengshan, LI Peng. Development and challenges of distributed generation, the micro-grid and smart distribution system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2010, 34(2): 10-14.
- [6] FATHI M, BEVRANI H. Statistical cooperative power dispatching in interconnected microgrids[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2013, 4(3): 586-593.
- [7] 洪奕光, 张艳琼. 分布式优化: 算法设计和收敛性分析[J]. *控制理论与应用*, 2014, 31(7): 850-857.
HONG Yiguang, ZHANG Yanqiong. Distributed optimization: algorithm design and convergence analysis[J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(7): 850-857.
- [8] LIU N, CHEN Q, LIU J, et al. A heuristic operation strategy for commercial building microgrids containing EVs and PV system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(4): 2560-2570.
- [9] HU Bo, WANG He, YAO Sen. Optimal economic operation of isolated community microgrid incorporating temperature controlling devices[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2017, 2: 11pp.
DOI 10.1186/s41601-017-0037-1
- [10] 王伟, 何光宇, 万钧力, 等. 用户侧能量管理系统初探[J]. *电力系统自动化*, 2012, 36(3): 10-15.
WANG Wei, HE Guangyu, WAN Junli, et al. Preliminary investigation on user energy management system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2012, 36(3): 10-15.
- [11] GUDI N, WANG L, DEVABHAKTUNI V. A demand side management based simulation platform incorporating heuristic optimization for management of household appliances[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, 43(1): 185-193.
- [12] ATZENI I, ORDÓÑEZ L G, SCUTARI G, et al. Demand-side management via distributed energy generation and storage optimization[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2013, 4(2): 866-876.
- [13] 丁明, 田龙刚, 潘浩, 等. 交直流混合微电网运行控制策略研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(9): 1-8.
DING Ming, TIAN Longgang, PAN Hao, et al. Research on control strategy of hybrid AC/DC microgrid[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(9): 1-8.
- [14] BYUN J, HONG I, PARK S. Intelligent cloud home energy management system using household appliance priority based scheduling based on prediction of renewable energy capability[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2012, 58(4): 1194-1201.
- [15] 许健, 刘念, 于雷, 等. 计及重要负荷的工业光伏微电网储能优化配置[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(9): 29-37.
XU Jian, LIU Nian, YU Lei, et al. Optimal allocation of energy storage system of PV microgrid for industries considering important load[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(9): 29-37.
- [16] 王成山, 刘梦璇, 陆宁. 采用居民温控负荷控制的微网联络线功率波动平滑方法[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(25): 36-43.
WANG Chengshan, LIU Mengxuan, LU Ning. A tie-line power smoothing method for microgrid using residential thermostatically-controlled loads[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(25): 36-43.
- [17] TANAKA K, UCHIDA K, OGIMI K, et al. Optimal operation by controllable loads based on smart grid topology considering insolation forecasted error[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2011, 2(3): 438-444.
- [18] TSUI K M, CHAN S C. Demand response optimization for smart home scheduling under real-time pricing[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2012, 3(4): 1812-1821.
- [19] 李晖, 马瑞, 罗阳. 基于Stackelberg博弈的微网价格型需求响应及供电定价优化[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(5): 88-95.
LI Xuan, MA Rui, LUO Yang. Price-based demand response of micro-grid and optimal pricing strategy based on Stackelberg game[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(5): 88-95.
- [20] KHATIB T, MOHAMED A, SOPIAN K. Optimization of a PV/wind micro-grid for rural housing electrification using a hybrid iterative/genetic algorithm: case study of Kuala Terengganu, Malaysia[J]. *Energy and Buildings*, 2012, 47: 321-331.
- [21] CHEN Z, WU L, FU Y. Real-time price-based demand response management for residential appliances via stochastic optimization and robust optimization[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2012, 3(4): 1822-1831.
- [22] KONDOH J, LU N, HAMMERSTROM D J. An evaluation of the water heater load potential for providing regulation service[C] // *Power and Energy Society General Meeting*, 2011 IEEE: IEEE, 2011: 1-8.
- [23] LU N. An evaluation of the HVAC load potential for providing load balancing service[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2012, 3(3): 1263-1270.
- [24] 张钦, 王锡凡, 王建学, 等. 电力市场下需求响应研究综述[J]. *电力系统自动化*, 2008, 32(3): 97-106.
ZHANG Qin, WANG Xifan, WANG Jianxue, et al. Survey of demand response research in deregulated electricity markets[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2008, 32(3): 97-106.

- [25] DENG R, YANG Z, CHEN J, et al. Load scheduling with price uncertainty and temporally-coupled constraints in smart grids[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014, 29(6): 2823-2834.
- [26] ZINKEVICH M. Online convex programming and generalized infinitesimal gradient ascent[J]. *ICML*, 2003, 928-936.
- [27] MATEOS-NÚÑEZ D, CORTÉS J. Distributed online convex optimization over jointly connected digraphs[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2014, 1(1): 23-37.
- [28] HAZAN E, AGARWAL A, KALE S. Logarithmic regret algorithms for online convex optimization[J]. *Machine Learning*, 2007, 69(2-3): 169-192.
- [29] HAZAN E. The convex optimization approach to regret minimization[J]. *Optimization for Machine Learning*, 2012: 287-304.
- [30] NARAYANASWAMY B, JAYRAM T S, YOONG V N. Hedging strategies for renewable resource integration and uncertainty management in the smart grid[C] // *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe)*, 2012 3rd IEEE PES International Conference and Exhibition on: IEEE, 2012: 1-8.
- [31] KIM S J, GIANNAKIS G. Real-time electricity pricing for demand response using online convex optimization[C] // *Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, 2014 IEEE PES: IEEE, 2014: 1-5.
- [32] WANG Y, MAO S, NELMS R M. Online algorithm for optimal real-time energy distribution in the smart grid[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 2013, 1(1): 10-21.
- [33] CESA-BIANCHI N, LUGOSI G. *Prediction, learning, and games[M]*. Cambridge: Cambridge University Press, 2006.
- [34] SHALEV-SHWARTZ S, SINGER Y. Convex repeated games and Fenchel duality[C] // *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2006: 1265-1272.
- [35] SHALEV-SHWARTZ S. Online learning and online convex optimization[J]. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2011, 4(2): 107-194.
- [36] NEELY M J. Stochastic network optimization with application to communication and queueing systems[J]. *Synthesis Lectures on Communication Networks*, 2010, 3(1): 1-11.
- [37] LAKSHMINARAYANA S, QUEK T Q S, POOR H V. Cooperation and storage tradeoffs in power grids with renewable energy resources[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2014, 32(7): 1386-1397.
- [38] YANG L, CHEN X, ZHANG J, et al. Cost-effective and privacy-preserving energy management for smart meters[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(1): 486-495.
- [39] HUANG Y, MAO S, NELMS R M. Adaptive electricity scheduling in microgrids[C] // *INFOCOM*, 2013 Proceedings IEEE: IEEE, 2013: 1142-1150.
- [40] SUN S, DONG M, LIANG B. Real-time power balancing in electric grids with distributed storage[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2014, 8(6): 1167-1181.
- [41] NEELY M J, TEHRANI A S, DIMAKIS A G. Efficient algorithms for renewable energy allocation to delay tolerant consumers[C] // *Smart Grid Communications (Smart Grid Comm)*, 2010 First IEEE International Conference on: IEEE, 2010: 549-554.
- [42] 窦晖, 齐勇, 王培健, 等. 一种最小化绿色数据中心电费的负载调度算法[J]. *软件学报*, 2014, 25(7): 1448-1458.
- DOU Hui, QI Yong, WANG Peijian, et al. Workload scheduling algorithm for minimizing electricity bills of green data centers[J]. *Journal of Software*, 2014, 25(7): 1448-1458.
- [43] ATWA Y M, EL-SAADANY E F, SALAMA M M A, et al. Optimal renewable resources mix for distribution system energy loss minimization[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2010, 25(1): 360-370.
- [44] CODEMO C G, ERSEGHE T, ZANELLA A. Energy storage optimization strategies for smart grids[C] // *Communications (ICC)*, 2013 IEEE International Conference on: IEEE, 2013: 4089-4093.
- [45] COSTA L M, KARINIOTAKIS G. A stochastic dynamic programming model for optimal use of local energy resources in a market environment[C] // *Power Tech*, 2007 IEEE Lausanne: IEEE, 2007: 449-454.
- [46] GRILLO S, MARINELLI M, MASSUCCO S, et al. Optimal management strategy of a battery-based storage system to improve renewable energy integration in distribution networks[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2012, 3(2): 950-958.
- [47] SETHI S, SORGER G. A theory of rolling horizon decision making[J]. *Annals of Operations Research*, 1991, 29(1): 387-415.
- [48] CHEN Z, WU L. Residential appliance DR energy management with electric privacy protection by online stochastic optimization[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2013, 4(4): 1861-1869.
- [49] PALMA-BEHNKE R, BENAVIDES C, LANAS F, et al. A microgrid energy management system based on the rolling horizon strategy[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2013, 4(2): 996-1006.
- [50] RAHBAR K, XU J, ZHANG R. Real-time energy storage management for renewable integration in microgrid: an

- off-line optimization approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(1): 124-134.
- [51] MALYSZ P, SIROUSPOUR S, EMADI A. An optimal energy storage control strategy for grid-connected microgrids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(4): 1785-1796.
- [52] MOLDERINK A, BAKKER V, BOSMAN M G C, et al. On the effects of MPC on a domestic energy efficiency optimization methodology[C] // Energy Conference and Exhibition (EnergyCon), 2010 IEEE International: IEEE, 2010: 120-125.
- [53] HOVGAARD T G, LARSEN L F S, JØRGENSEN J B. Robust economic MPC for a power management scenario with uncertainties[C] // Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC), 2011 50th IEEE Conference on: IEEE, 2011: 1515-1520.
- [54] PARISIO A, GLIELMO L. Energy efficient microgrid management using model predictive control[C] // Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC), 2011 50th IEEE Conference on: IEEE, 2011: 5449-5454.
- [55] PETERS D L, MECHTENBERG A R, WHITEFOOT J, et al. Model predictive control of a microgrid with plug-in vehicles: error modeling and the role of prediction horizon[C] // ASME 2011 Dynamic Systems and Control Conference and Bath/ASME Symposium on Fluid Power and Motion Control. American Society of Mechanical Engineers, 2011: 787-794.
- [56] BENDTSEN J, TRANGBAEK K, STOUSTRUP J. Hierarchical model predictive control for resource distribution[C] // Decision and Control (CDC), 2010 49th IEEE Conference on: IEEE, 2010: 2468-2473.
- [57] AGRAWAL S, WANG Z, YE Y. A dynamic near-optimal algorithm for online linear programming[J]. Operations Research, 2014, 62(4): 876-890.
- [58] YE Yinyu. A dynamic linear programming algorithm for facilitated charging and discharging of plug-in electric vehicles[EB/OL]. [2013]. <http://web.stanford.edu/~yyye/PEVmanagement-new.pdf>.
- [59] ALBERS S. Online algorithms: a survey[J]. Mathematical Programming, 2003, 97(1-2): 3-26.
- [60] KOUTSOPOULOS I, HATZI V, TASSIULAS L. Optimal energy storage control policies for the smart power grid[C] // Smart Grid Communications (Smart Grid Comm), 2011 IEEE International Conference on: IEEE, 2011: 475-480.
- [61] MERTIKOPOULOS P, BELMEGA E V. Transmit without regrets: online optimization in MIMO-OFDM cognitive radio systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(11): 1987-1999.
- [62] CHEN S, TONG L. iEMS for large scale charging of electric vehicles: architecture and optimal online scheduling[C] // Smart Grid Communications (Smart Grid Comm), 2012 IEEE Third International Conference on: IEEE, 2012: 629-634.
- [63] MCKENNA E, THOMSON M. Photovoltaic metering configurations, feed-in tariffs and the variable effective electricity prices that result[J]. IET Renewable Power Generation, 2013, 7(3): 235-245.
- [64] LIU N, WANG C, LIN X, et al. Multi-party energy management for clusters of roof leased PV prosumers: a game theoretical approach[J]. Energies, 2016, 9(7).
- [65] MA L, LIU N, ZHANG J, et al. Energy management for joint operation of CHP and PV prosumers inside a grid-connected microgrid: a game theoretic approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016, 12(5): 1930-1942.
- [66] 马丽, 刘念, 张建华, 等. 基于主从博弈策略的社区能源互联网分布式能量管理[J]. 电网技术, 2016, 40(12): 3655-3661.
MA Li, LIU Nian, ZHANG Jianhua, et al. Distributed energy management of community energy internet based on leader-followers game[J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3655-3661.
- [67] LIU N, YU X, WANG C, et al. Energy sharing management for microgrids with PV prosumers: a Stackelberg game approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 1088-1098.
- [68] LIU N, YU X, WANG C, et al. An energy sharing model with price-based demand response for microgrids of peer-to-peer prosumers[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(5): 3569-3583.

收稿日期: 2017-05-25; 修回日期: 2017-09-30

作者简介:

马宇辉(1983—), 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为电网智能运检, 智能配用电等; E-mail: pony_zju@126.com

刘念(1981—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为微电网与智能配用电、电动汽车、电力信息安全等。E-mail: nian_liu@163.com

(编辑 魏小丽)