arXiv:2305.04566v1 [math.OC] 8 May 2023

通过能源套利，在运行约束下实现收益叠加的最优电池充电调度

Alban Puech[1,3], Gorazd Dimitrov[1],ClaudiaD'Ambrosio[2] 巴黎综合理工学院，帕莱索，法国[2] *LIX CNRS*，巴黎综合理工学院，帕莱索，法国[3] *DEIF Wind Power Technology*，克拉根福，奥地利
{alban.puech, gorazd.dimitrov, claudia.dambrosio}@polytechnique.edu

摘要——**随着电力结构中可变可再生能源占比不断上升，我们需要新的解决方案来构建灵活可靠的电网。利用电池储能系统进行能源套利，可通过转移需求并提高电力生产系统的整体利用率，支持可再生能源并网。本文提出了一种用于日前市场能源套利的混合整数线性规划模型，该模型考虑了希望从储能资产中获得额外收入来源的资产所有者所面临的运行约束和可用性约束。该方法能够针对最有利可图的交易策略，优化安排相关的充放电操作；根据德国、法国、意大利、丹麦和西班牙等多个欧洲国家的电价，在一年期范围内可实现最高可得利润的80%至90%。**

I. 引言

在国际能源署实现二氧化碳净零排放的路径中，到2050 [1],年，电力将占2050年能源使用量的50%，其中70%由风能和太阳能光伏发电提供。随着对可变能源（VES）的依赖不断增加，为平衡其波动性和不可调度性，并提升电网灵活性、容量和可靠性，需要对电网级储能解决方案进行重大投资 [2]。尽管抽水蓄能（PHS）占全球储能的90%[3], ，但预计电池系统储能（BSS）将实现最大的市场增长，并发挥类似作用 [4]。BSS有多种应用场景，从替代医院的应急备用电源设备到用于频率响应系统。[5], 列出了一些BSS的应用，其中包括能源套利：在低价时段为BSS充电，并在消费高峰、电价较高时放电，以适应需求和发电量的变化。这有助于整合可再生能源，并通过将需求转移至重要的发电时段，使可变能源得到更充分的利用。能源套利的盈利能力取决于电池成本以及低需求时段与高需求时段之间的价格差异等因素。日内电价波动为资产所有者提供了机会，使其通过套利在现有收入来源的基础上增加额外收入来源，从而为运营和投资电网级电池储能系统（BSS）提供更多激励。此外，能源套利提高了BSS的投资回报率（ROI）。论文 [6] 还指出了其他积极的社会影响，例如提高可再生能源生产的回报并减少二氧化碳排放。利用BSS进行能源套利需要制定充放电计划。该计划需要考虑电池特性，例如充电曲线、每日最大循环次数和放电速率。许多论文采用基于线性规划（LP）或混合整数线性规划（MILP）优化的模型预测控制来处理这一问题 [7]–[11]。然而，这些方法通常假设充电速率恒定且电池不会退化。

本文提出一種方法，用於在可用性約束下，針對日前市場（DAM）進行套利，以產生最佳電池充電計畫，並將可變充電速率及電池劣化納入考量。我們的主要貢獻如下：

- 一种具有可变充电速率、放电效率下降和容量衰减特性的电池模型，可由用户进行参数化。
- 基于日前市场能源套利的利润最大化任务的混合整数线性规划表述。
- 一个 Python 库，根据用户输入，利用内置的价格预测功能输出每日最优调度计划，并支持在历史价格数据上运行该算法。
- 对依赖价格预测的预测优化模型与事后输出最优计划的基线模型进行定量性能比较，涵盖不同关键超参数和不同欧洲国家。
- 讨论容量衰减、放电效率下降和充电速率对利润的影响。

我们的电池模型和优化框架在第二节中介绍。主要结果包括：将我们生成的计划与事后最优计划进行比较、评估我们的算法在多个欧洲国家为期一年的数据集上的表现，以及讨论预测准确度和电池退化对所得利润的影响，这些内容均在第三节中呈现。第四节总结全文并讨论未来工作。

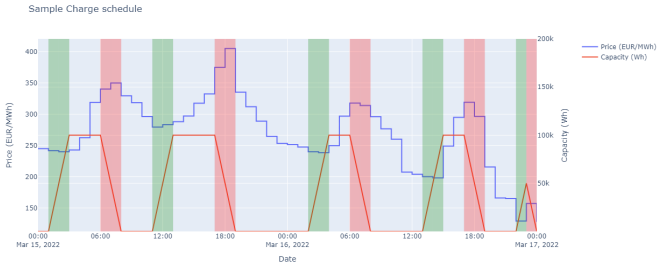

图 1. 100 kWh 电池的示例计划，假设无电网成本、恒定充电速率为 0.5W/Wh，且不限制充放电循环次数

II. 方法

A. 期望的算法输出

在日前市场中，次日的价格通过拍卖流程确定，拍卖通常在中午前结束。拍卖会同时为次日的全部 24 小时设定价格，因此可以在不留下任何未平仓头寸的情况下买入或卖出成对的电量。这意味着，我们的算法必须在第 $d-1$ 天市场关闭前，为第 d 天生成计划 S_d。图 1 展示了一个计划示例。我们用 $E_d(h)$ 表示第 d 天第 h 小时与第 $h+1$ 小时之间电池储能的变化。因此，我们将计划问题建模为一个优化任务，其输出为长度为 24 的序列 S_d（每小时一个设定值）：

$$S_d = (E_d(0), E_d(1), \ldots, E_d(23))$$

B. 价格预测

日期 d 的确切电价要等到日前拍卖结束后才会揭晓。因此，为了能在市场关闭前制定计划，我们需要依靠价格预测。在当前方法中，使用前一日 $d-1$ 的最近 l 个小时的平均价格，作为日期 d 的电价预测。然后，我们在日期 $d-1$ 的市场关闭前，为日期 d 制定计划。$\tilde{p}_d(h)$，小时 h 的电价预测记作 $p_d(h)$，其表达式为 $\tilde{p}_d(h) = \sum_{d'=d-l}^{d-1} {}^{p_d(h)}\, l$。

C. 电网成本

与从电网购电和向电网售电相关的可变成本和固定成本分别为 $\mathrm{vgc}_d(h)$ 和 $\mathrm{fgc}_d(h)$，具体取决于日期 d 和小时 h。$\mathrm{vgc}_d(h)$ 的单位为欧元/兆瓦时，需乘以与电网交换的能源总量。$\mathrm{fgc}_d(h)$ 的单位为欧元，并在每个与电网发生能源交换的小时支付。

D. 电池模型

我们介绍一种电池模型，用于模拟能量容量为 Q的电池。小时 h时的荷电状态 SOC(h)按如下方式计算，其中 E_{init} 表示电池在小时 0 存储的初始能量：

$$\mathrm{SOC}(h) = \begin{cases} \frac{E_{init} + \sum_{t=0}^{h-1} E(t)}{Q} & \text{if } h \in \{1, 2, .., 24\} \\ \frac{E_{init}}{Q} & \text{if } h = 0. \end{cases}$$

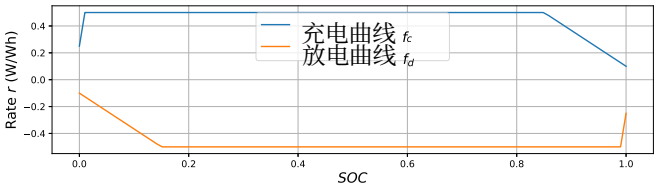

图 2. 锂离子电池的充电曲线 f_c 和放电曲线 f_d

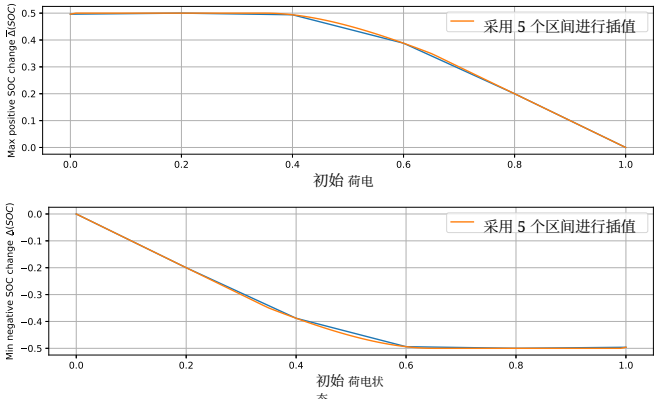

图 3. 一小时充电期间 SOC 的最大正向变化 Δ（上）和最小负向变化Δ（下）与 SOC 的关系

E. 可变充电速率

电池的荷电状态 SOC 可根据充电过程中不断变化的充电速率 $r(t)$（单位为 W/Wh）计算：

$$\mathrm{SOC}(h) = \mathrm{SOC}(0) + \int_{t=0}^{h} r(t)dt.$$

充放电曲线给出了充放电速率关于荷电状态的函数关系。图 2 展示了锂离子电池的充电曲线和放电曲线示例。充电曲线和放电曲线 f_c 以及 f_d 可用于推导每小时荷电状态的最大（正）变化量Δ(SOC(h))以及每小时荷电状态的最小（负）变化量Δ SOC h，即小时 h 与小时 $h+1$ 之间的变化量：

$$\overline{\Delta}(\mathrm{SOC}(h)) = \min\left((1 - \mathrm{SOC}(h)), \int_{t=h}^{t=h+1} f_c(\mathrm{SOC}(t))dt\right)$$

$$\underline{\Delta}(\mathrm{SOC}(h)) = \text{最大值}\left(-\text{荷电状态}(h), \int_{t=h}^{t=h+1} f_d(\text{荷电状态}(t))dt\right)$$

因此，小时 h 与小时 $h+1$之间电池储存能源变化的约束变为：

$$Q \cdot \overline{\Delta}(\mathrm{SOC}(h)) \leq E(h) \leq Q \cdot \underline{\Delta}(\mathrm{SOC}(h))$$

由于这些函数并非线性函数，我们采用凸组合公式来获得分段线性近似。我们将区间 $[0,1]$ 离散为 N_{int} 个长度为 N_{int}^{-1}的区间。这会增加以下一组约束（$\forall h \in \{0,1,\ldots,23\}$，$\forall k \in \{1,2,\ldots,N_{int}\}$）：

$$\sum_{k=1}^{N_{int}} \left(\lambda_h^k \cdot \frac{k-1}{N_{int}} + \mu_h^k \cdot \frac{k}{N_{int}}\right) = \mathrm{SOC}(h) \quad (1)$$

$$\lambda_h^k + \mu_h^k = y_h^k \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^{N_{int}} y_h^k = 1 \quad (3)$$

$$Q \cdot \sum_{k=1}^{N_{int}} \left(\lambda_h^k \cdot \overline{\Delta}(\frac{k-1}{N_{int}}) + \mu_h^k \cdot \overline{\Delta}(\frac{k}{N_{int}}) \right) \geq E(h) \quad (4)$$

$$Q \cdot \sum_{k=1}^{N_{int}} \left(\lambda_h^k \cdot \underline{\Delta}(\frac{k-1}{N_{int}}) + \mu_h^k \cdot \underline{\Delta}(\frac{k}{N_{int}}) \right) \leq E(h) \quad (5)$$

$$\mu_h^k \in [0,1], \quad \lambda_h^k \in [0,1], \quad y_h^k \in \{0,1\} \quad (6)$$

约束（1）用于设定凸组合权重 λ 和 μ的值；（2）保证满足凸组合约束（权重之和为 1）；（3）确保为每个点选取一个区间；（4）和（5）则设定每小时能量变化的最大值和最小值。图 3 展示了不同初始荷电状态值下 $\overline{\Delta}$ 和 $\underline{\Delta}$ 的取值。蓝线表示真实函数，橙线表示使用 5 个区间（6 个切分点）得到的分段线性近似。

F. 可用性约束

对于将电池用于其他主要用途（例如备用能源）的资产所有者而言，能源套利可成为额外的收入来源 [12]。在这种情况下，电池必须在某些关键时刻充入足够的电量；或者相反，需要能够储存多余的能源，例如来自可再生电力生产系统的能源。我们定义参数 $\mathrm{SOC}(h)$ 和 $\overline{\mathrm{SOC}}(h)$，分别设定第 h 小时荷电状态的上限和下限。由此得到以下简单界限：

$$\underline{\mathrm{SOC}}(h) \leq \mathrm{SOC}(h) \leq \overline{\mathrm{SOC}}(h) \quad \forall h \in \{1,2,\ldots,24\}$$

G. 电池退化

我们通过降低初始容量 Q 和充电效率系数 η，来表征并建立电池健康状态演变的模型。

1) 容量衰减：在电池的使用寿命期间，其容量会随着循环次数 [13] 的增加而降低。这称为容量衰减。我们以每日为频率，根据循环次数线性降低电池的初始容量 Q_0，以此建立容量衰减模型。电池的循环寿命为 $Cycle_{\max}$。经过 $Cycle_{\max}$ 次循环后，电池容量会降至初始容量的 80%。对应第 d 天容量的混合整数线性规划参数记为 $Q(d)$，按以下方式计算，其中 $E_{day}(d)$ 表示第 d 天交换的能源总量：

$$Q(d) = max(Q_{min}, Q_0 - \alpha \cdot n_{cycles}(d))$$

$$n_{cycles}(0) = 0, \quad n_{cycles}(d) = \frac{\sum_{d'=0}^{d-1} E_{day}(d')}{2Q_0}, d \geq 1$$

$$Q_{min} = 0.8 \cdot Q_0$$

$$\alpha = \frac{Q_0 - Q_{min}}{Cycle_{\max}}$$

2）充电效率下降：充电效率 η会随着循环次数增加而下降。我们采用与容量类似的方式对其进行更新：

$$\eta(d) = max(\eta_{min}, \eta_0 - \beta \cdot n_{cycles}(d))$$

$$\eta_{min} = 0.8 \cdot \eta_0$$

$$\beta = \frac{\eta_0 - \eta_{min}}{Cycle_{\max}}$$

H. 目标函数

我们的目标是最大化预测利润。如果电池在第 h 小时充电，则预测的（负）利润 $\pi(h)$ 等于购买电力的预测成本加上可变和固定电网成本：

$$\pi(h) = -(\tilde{p}(h) + \mathrm{vgc}(h)) \cdot E(h) + \mathrm{fgc}(h).$$

如果电池在第 h小时放电，则预测利润$\pi(h)$为售电收入，扣除放电效率 $\eta(d)$的影响以及可变成本和电网成本：

$$\pi(h) = -(\tilde{p}(h) + \mathrm{vgc}(h)) \cdot \eta(d) \cdot E(h) + \mathrm{fgc}(h).$$

为了使目标函数保持线性，我们记录每个小时 h所选择的操作。我们引入二元变量 $z(h)$，用于指示电池中储存的能源量是否在第 h小时发生变化。我们将 $E(h)$拆分为正部分 $E^+(h)$和负部分 $E^-(h)$，从而得到线性形式的目标函数 π_{total}：

$$\begin{aligned}\pi_{total} = \sum_{h=0}^{23} \big[& (E^+(h) - E^-(h) \cdot \eta) \cdot \tilde{p}_d(h) \\ & + (E^+(h) + E^-(h) \cdot \eta) \cdot \mathrm{vgc}(h)) \\ & + z(h) \cdot \mathrm{fgc}(h) \big]\end{aligned}$$

并添加以下约束：

$$E^+(h) - E^-(h) = E(h)$$

$$0 \leq E^+(h) \leq M \cdot y(h), \quad 0 \leq E^-(h) \leq M \cdot (1 - y(h))$$

$$\varepsilon \cdot z(h) \leq E^+(h) + E^-(h) \leq M \cdot z(h)$$

$$y(h), z(h) \in \{0,1\}$$

$$M = Q_0, \varepsilon = 0.01$$

III. 结果与讨论

A. 数据与实验设置

我们使用《欧洲批发电价数据集》 [14], 中的2022年欧洲国家电价来测试我们的算法。该数据集包含欧洲国家的批发日前电价平均小时值。我们使用一块初始容量为1 MWh（$Q_0 = 10^6$）的电池，其充电曲线和放电曲线如图2所示。我们还设定 $\eta_0 = 0.99$、 $Cycles_{max} = 4000$，并假设不存在固定电网成本。每次运行的每一天、每一小时的可变电网成本均设为5欧元/兆瓦时，即 $\mathrm{vgc}(h) = 5 \cdot 10^{-6}$。在整个时间范围内，除午夜外，我们将每天每小时的荷电状态上限和下限分别设为1和0，即 $\mathrm{SOC}(h) = 1$，$\mathrm{SOC}(h) = 0$。我们使用该方法计算2022年每一天的日计划。每个计划从00:00（午夜）开始，到24:00结束。我们为每天设定 $\mathrm{SOC}(24) = 0$ 和 $E_{init} = 0$，确保电池在每天结束时始终为空。我们使用 Amplpy 库，将 AMPL [15] 模型直接集成到 Python 库中。每次调用 MILP 求解器（即生成每日日计划）后，我们都会更新电池参数（例如η（d）、 Q（d））。我们将上述算法（记为 MILP-P）与 MILP-O 进行比较，其中

表一：2022年德国电力市场结果

算法	l	平均值 每日利润	相对差异 采用 MILP-O 的利润	循环次数	天数 负利润	预测平均绝对误差
MILP-P	42	190.68	-20.13%	692.69	6	94.61
MILP-P	28	192.43	-19.39%	689.62	4	87.54
MILP-P	21	191.98	-19.58%	687.53	4	82.51
MILP-P	14	191.89	-19.62%	688.92	4	77.27
MILP-P	7	189.97	-20.42%	696.36	7	68.39
MILP-P	2	172.04	-27.94%	728.06	10	65.74
MILP-P	1	157.55	-34.00%	762.78	19	62.82
MILP-O	/	238.7	/	763.9	0	0

MILP-O 指的是使用真实价格而非价格预测，并为我们提供最优调度的算法。

B. 结果

表一展示了在德国电价下，MILP-O 和 MILP-P 使用不同窗口大小 l 时的结果。使用 Gurobi 求解器，在配备 AMD Ryzen 5 4600H 和 16.0 GB 内存的华为 Matebook 上，对 2022年全年进行优化耗时不到 1.5 分钟。

用于计算价格预测 l 的天数增加时，平均日利润也随之提高，直到 $l = 28$，此时 MILP-P 与 MILP-O 的利润相对差异为 -19.39%。随着 l 增大，充放电循环次数减少，而利润增加，这意味着当预测基于足够长的历史时期时，算法能够更好地追踪电价价差。相反，当 l 较小时，计划中的电池运行基于最近 l 天观察到的价格变化，但这些变化并不能准确反映日常的日内价格变化。在这种情况下，模型对最后一天的价格变化过拟合。极端情况是 $l = 1$，模型根据前一天的电价制定计划，而前一天的价格变化很可能不会出现在当天的电价中。这也增加了出现负利润的天数。我们发现，平均绝对误差（MAE）并不是衡量价格预测对优化任务是否有用的良好指标，因为较低的 MAE 并不意味着更高的利润。当 l 过大时，例如 $l = 42$，所得利润会下降，因为价格变化预测对当日情况的针对性降低。图5展示了使用 MILP-O 和 MILP-P 并采用 $l = 28$ 时的日利润分布。每日利润主要受两个因素影响：日均电价及其日内变化。9 月初的电价最高，但每日利润最高的日子是电价较低、日内变化较大的日子。图6展示了两种算法之间的利润相对差异。表 II 展示了两种算法在丹麦、法国、西班牙和意大利电价下的表现；图4展示了 MILP-P 和 MILP-O 在其他欧洲国家 2022年电价下获得的利润。意大利和丹麦的利润相对差异最小，因为这两个国家的日内价格变化在不同日期之间波动较小。

C. 充放电速率的影响

较高的充放电速率会增加一天中每个小时可买入和卖出的电量。较低的速率则会导致买卖价格

表 II MILP-P 在不同欧洲国家的结果汇总

算法	国家	l	平均值 每日利润	相对差异 MILP-O 的利润	平均绝对误差预测
MILP-P	奥地利	28	150.44	-28.18%	81.12
MILP-P	德国	28	192.43	-19.39%	87.53
MILP-P	法国	28	142.61	-18.48%	82.20
MILP-P	西班牙	28	74.34	-16.82%	34.71
MILP-P	丹麦	28	157.87	-13.16%	90.75
MILP-P	意大利	28	136.70	-12.81%	68.25

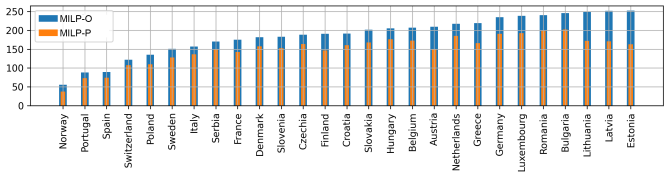

图4. 在不同欧洲国家2022年电价上进行为期一年的模拟所获得的利润

在多个小时内取平均值时，较高的充电速率可以在本地最高价和最低价时买入和卖出更多电力。图7显示了采用峰值充电率为1W/Wh的电池与采用峰值充电率为0.5W/Wh的电池时，MILP-P每日利润的相对差异。在价格波动性较低的时期，每日利润的相对差异保持不变且大于0。2022年12月，有些日子里，高费率电池产生的利润远低于低费率电池。在整个2022年期间，利润差异为3806欧元（采用高费率电池时为+5.86%）。当费率较高时，错误的价格预测会导致更高的损失，因为更多电力在错误的时间进行交易。2022年12月就是这种情况，当时价格变化更难预测。当价格已知时，较高的费率会持续产生更多利润（全年为+17.69%），如图7所示。还需注意的是，与可变费率（如图2所示）相比，假设费率恒定且等于峰值费率会导致利润被高估3.6%。

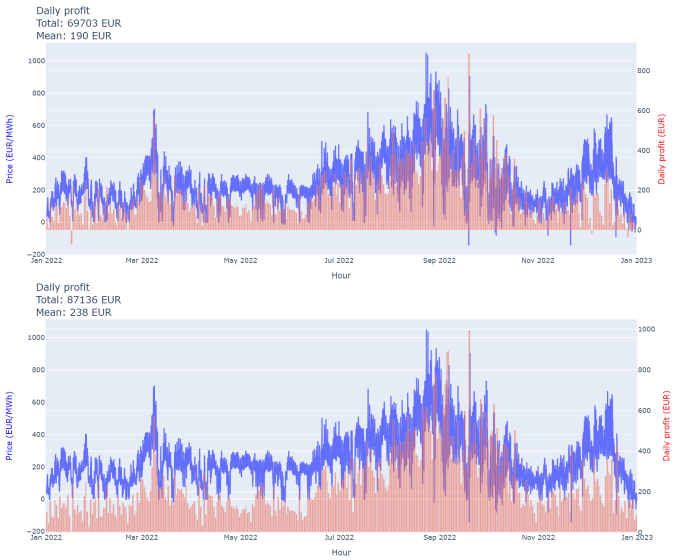

图5. 使用 MILP-P（上图）与 $l = 28$ 和 MILP-O（下图）在德国电力市场全年（2022年）的利润分布

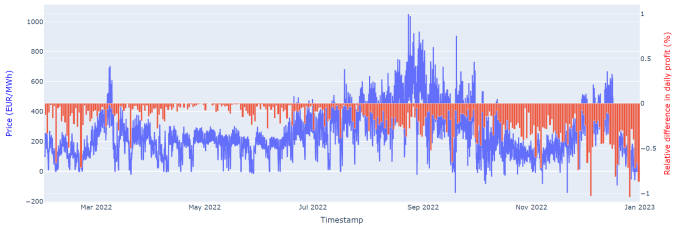

图6. MILP-P（$l = 28$）与 MILP-O（参考）在2022年全年德国电力市场上的利润相对差异

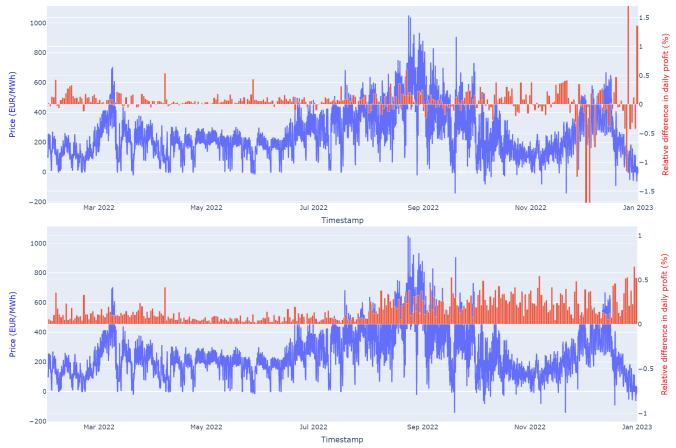

图7. 使用 MILP-P（上）和 MILP-O（下）时，峰值充电率为 1W/Wh 的电池与峰值充电率为 0.5W/Wh 的电池（参考）之间的利润相对差异。两种方案均采用2022年德国电价计算。整个运行期间，采用 1W/Wh 的峰值充电率使 MILP-P 的利润增加 5.86%，使 MILP-O 的利润增加 17.69%。

D. 电池退化和电网成本的影响

我们在图 8 中使用 MILP-O 展示了容量衰减和效率下降所导致的相对利润变化。随着循环次数的增加，效率和容量均会下降。容量衰减会减少电池能够储存的能源量，而效率降低则会减少电池能够释放的能源量。我们报告了整个运行过程中利润的相对差异为 6.67%。

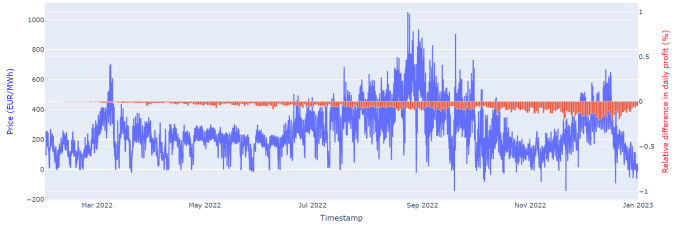

图8. 使用 MILP-O 得出的电池退化导致的利润相对差异（总体为 6.67%）

IV. 结论与未来工作

我们介绍了一种电池模型，以及一种用于日前市场能源套利利润最大化任务的混合整数线性规划方法。我们的电池模型考虑了容量衰减效应和放电效率下降，并采用可变的充放电速率。我们开发了一个库[1]，用于生成每日充电计划，方法是使用预测电价求解优化问题。该库能够在优化过程中考虑可用性约束、可变和固定电网成本、自定义充电曲线以及电池退化，因此尤其适用于工业应用场景。在基于2022年德国电价进行为期一年的模拟中，该库实现了最高可获得利润的80%。在法国（81%）、意大利和丹麦（均为87%）也取得了相近或更好的结果。这相当于德国日前市场上平均每日利润为190欧元[2]。我们还讨论了电池退化对每日利润的影响，以及采用更高充放电速率时利润的变化。将峰值充电率从0.5W/Wh提高一倍至1W/Wh时，利润仅增加了5.86%。未来，我们计划改进预测模型，可能会采用机器学习预测模型，并构建一种损失函数，使其更好地体现预测结果对优化任务的相关性。

[1]用于运行仿真的代码可在 https://github.com/albanpuech/Energy-trading-with-battery 获取

[2]容量为 1 兆瓦时、峰值充电率为 0.5 瓦/瓦时的电池，电网成本为 5 欧元/兆瓦时且可变

参考文献

[1] 国际能源署。2050年净零排放——分析，2021年5月。[2] Claudia Pavarini。电池储能已（几乎）准备好参与灵活性竞赛——分析，2018年11月。[3] Mike McWilliams。6.08——抽水蓄能水电。在 Trevor M. Letcher（编）《综合可再生能源（第二版）》中，第147–175页。Elsevier，牛津，第二版，2022年。[4] Max Schoenfisch 和 Amrita Dasgupta。电网级储能——分析，2022年9月。[5] Vinayak Sharma、Andres Cortes 和 Umit Cali。预测在能源存储应用中的使用：综述。《IEEE Access》，第9卷，114704，2021年 114690：–。[6] Omer Karaduman。电网级能源储能的经济学。《求职论文》，2020年。[7] Dheepak Krishnamurthy、Canan Uckun、Zhi Zhou、Prakash R. Thimma- puram 和 Audun Botterud。日前及实时电价不确定性下的能源储能套利。《IEEE电力系统汇刊》，33：84–93，2018年。[8] Md Umar Hashmi、Arpan Mukhopadhyay、Ana Buši´c 和 Jocelyne Elias。时变电价下的储能优化控制。在《2017 IEEE智能电网通信国际会议（SmartGridComm）》中，第134–140页，2017年。[9] Peter M. van de Ven、Nidhi Hegde、Laurent Massoulié 和 Theodoros Salonidis。终端用户能源储能的优化控制。《IEEE智能电网汇刊》，4(2)：789–797，2013年。[10] Yixing Xu 和 Chanan Singh。集成电能储能与可再生能源资源的配电系统充裕性与经济性分析。《IEEE电力系统汇刊》，27(4)：2332–2341，2012年。[11] Alessandro Di Giorgio、Francesco Liberati、Andrea Lanna、Antonio Pietrabissa 和 Francesco Delli Priscoli。用于配电网功率跟踪与削峰的能源储能系统模型预测控制。《IEEE可持续能源汇刊》，8(2)：496–504，2017年。[12] Paul Brogan、Robert Best、D.J. Morrow、Robin Duncan 和 Marek Kubik。通过增强服务提供叠加电池储能收入。《IET智能电网》，3，2020年8月。[13] Rutooj Deshpande、Mark Verbrugge、Yang-Tse Cheng、John Wang 和 Ping Liu。结合化学退化与疲劳力学的电池循环寿命预测。《电化学学会期刊》，159：A1730–A1738，2012年8月。[14] Ember Climate。欧洲批发电价数据，2023年1月。[15] Robert Fourer、David M. Gay 和 Brian W. Kernighan。用于数学规划的建模语言。《管理科学》，36(5)：519–554，1990年。