对话式需求响应：通过智能体式人工智能实现聚合商与产消者的双向协调

Reda El Makroum[1],*, Sebastian Zwickl-Bernhard[1,2],Lukas Kranzl[1],Hans Auer
[1,2]1能源经济学组，TU Wien，奥地利维也纳 Gußhausstraße 25–29[2]挪威科技大学
工业经济与技术管理系，挪威特隆赫姆*elmakroum@eeg.tuwien.ac.at

arXiv:2603.06217v1 [cs.AI] 6 Mar 2026

摘要——**住宅需求响应依赖产消者的持续参与，但现有协调方式要么完全自动化，要么仅限于单向调度信号和价格提醒，几乎无法支持知情决策。本文提出对话式需求响应（CDR），这是一种通过智能体式人工智能实现的协调机制，使聚合商与产消者能够通过自然语言进行双向互动。本文构建了双层多智能体架构，其中聚合商智能体发送灵活性请求，产消者家庭能源管理系统（HEMS）则通过调用基于优化的工具来评估可交付能力和成本效益。CDR 还支持由产消者发起的上游沟通，使偏好变化能够直接传达给聚合商。概念验证评估表明，互动可在 12 秒内完成。该架构展示了智能体式人工智能如何弥合聚合商与产消者之间的协调差距，在实现自动化需求响应可扩展性的同时，保留产消者持续参与所必需的透明度、可解释性和用户自主权。系统的所有组件，包括智能体提示词、编排逻辑和仿真接口，均已开源，以支持可复现性和进一步开发。**

索引词—**对话式需求响应、智能体式人工智能、家庭能源管理系统、产消者参与度、自然语言协调**

I. 引言

实现净零目标要求全球需求响应（DR）容量到2030年达到500 GW，其中建筑和电动汽车约占这一潜力的60% [1]。要实现这一潜力，需要产消者持续参与，但住宅需求响应计划的自愿加入率很少超过20% [2]。为理解其原因，Siitonen等人 [3] 综合了欧洲需求响应试点项目的研究结果，发现交互质量、沟通清晰度以及易于理解的信息是持续参与的关键决定因素。Parrish等人 [4] 在各项国际试验中证实了这些规律，并将复杂性、感知到的控制权丧失以及所需付出的努力确定为主要障碍。只要这些障碍持续存在，住宅负荷所能提供 [5] 、且聚合商旨在跨市场阶段加以调动 [6]的调度灵活性，在很大程度上仍未实现。

在聚合商与产消者的接口处，如今的协调要么完全自动化，要么依赖静态的单向通知。将需求响应行动自动化可减少认知负担，并提高参与意愿 [7], ，但这会削弱长期留住产消者所必需的透明度和用户自主权 [8]。Fabianek 等人 [9]发现，除经济补偿外，保证舒适度、控制权和透明度等标准也会显著影响用户对直接负荷控制的接受程度。因此，我们需要一种能够像自动化一样扩展，同时保留直接互动的透明度和自主权的协调机制；我们将这一概念称为对话式需求响应（CDR）。

智能体式人工智能的最新进展利用大语言模型（LLM）作为自主工具使用智能体，使其能够规划、推理并与外部工具交互 [10],，如今已让这种协调在技术上成为可能。能源领域已开始在需求响应价值链中利用这些能力。在家庭层面，Michelon等人 [11] 展示了大语言模型接口如何通过对话将用户的非正式输入转化为结构化的家庭能源管理系统参数；其他研究则探索了通过模型预测控制实现成本最优调度 [12],、住宅能源咨询 [13],以及智能建筑中的情境感知设备控制 [14]。然而，这些系统仅在单个家庭内运行，不与外部市场参与者协调；它们为产消者提供建议，却不与聚合商协调。在聚合商方面，多智能体框架已通过协调需求响应实现用电量削减 [15], ；由大语言模型驱动的数字孪生已用于预测用户行为，以进行激励设计 [16], ；此外，也有研究提出由大语言模型驱动的平台，以促进产消者参与灵活性市场 [17]。

这两条研究路径仍彼此脱节：面向产消者的应用缺乏与聚合商的集成，而面向聚合商的应用则缺乏与产消者的对话式互动。最接近打通这两个层面的研究是 Zhang等人[18], ，他们在一个两层聚合商-电动汽车框架中部署了大语言模型。每位电动汽车用户都被建模为由大语言模型驱动的智能体，根据个性化档案和动态价格信号生成充电决策，而聚合商则通过优化零售价格来实现利润最大化。然而，大语言模型只是模拟用户行为，并未实现与产消者的对话式互动。据我们所知，现有研究尚未解决这一协调缺口。

这一差距引出了以下研究问题：智能体 AI 如何实现既能扩展至聚合商，又能让产消者清晰理解的 CDR？我们提出了一种双层

多智能体系统，该系统基于我们此前提出的智能体化 HEMS 架构 [19]，其中聚合商和产消者均作为基于大语言模型的智能体系统，通过自然语言进行协调，而 HEMS 则利用基于优化的子智能体，以量化的可行性评估为对话提供依据。我们提出了三项贡献：

- 我们为 CDR 设计了一种双层多智能体架构，其中聚合商智能体与产消者家庭能源管理系统智能体通过双向自然语言进行协调，以透明、互动的交流取代单向调度。
- 我们通过资产级子智能体，将这些对话建立在量化的可行性评估之上。子智能体可以调用混合整数线性规划优化器作为工具，使家庭能源管理系统能够在作出任何承诺之前，以自然语言向产消者呈现成本效益权衡。
- 我们通过下游和上游概念验证场景展示了端到端的 CDR 运行，表明双层系统能够在产消者参与其中的情况下协调、评估并执行需求响应事件。完整实现已作为开源项目发布[1]，以支持复现和进一步的 CDR 研究。

II. 对话式需求响应

我们将对话式需求响应（CDR）引入为聚合商与产消者之间的一种协调机制，由智能体式人工智能系统为交互双方提供决策支持。

当前的需求响应协调面临三项结构性局限。首先，现有系统缺乏透明度和可解释性：产消者会收到调度信号，却不了解具体请求内容，也不清楚补偿是否体现了其实际灵活性价值。其次，协调缺乏实时适应能力：聚合商无法根据产消者的当前情况调整请求，产消者也无法在激活前沟通不断变化的约束条件。第三，交互仍然是单向的：聚合商发出调度指令，产消者只能遵从或退出，双方没有协调条款或主动提供灵活性的机制。这些局限加剧了行为障碍，削弱了持续参与需求响应的意愿 [20]。

CDR 通过双向对话交互克服了这些局限。由于交流以文本为基础并由大语言模型介导，所有技术结果——从优化器输出到资产约束——都可以转化为通俗易懂的解释，方便非专业产消者理解。

下游方面，聚合商的智能体系统根据市场信号识别灵活性机会，制定包含情境和补偿的需求响应事件，并向产消者智能体派发请求。产消者的家庭能源管理系统按负荷评估可行性，以自然语言呈现选项，并仅在获得批准后执行。

上游方面，产消者的家庭能源管理系统与聚合商保持持久连接，使计划变更、偏好或约束条件能够直接传递。

[1]所有系统组件，包括智能体提示词、编排逻辑、优化器代码和仿真接口，均可在以下地址获取：https://github.com/ RedaElMakroum/cdr

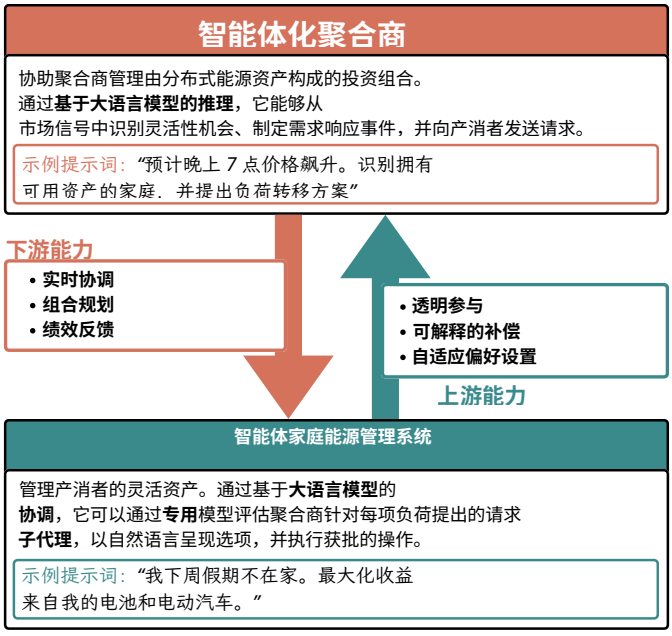


图 1. CDR 中的双向通信。

例如，一位产消者在离家一周前，指示其家庭能源管理系统最大化现有资产带来的收益。该系统将其转化为灵活性报价并传达给聚合商，后者据此更新组合规划。图1展示了CDR交互框架。

每项能力都针对其中一项或多项局限。在实际应用中，刚插上电动汽车的产消者收到的请求会考虑其当前电池状态，而不是一条通用的削峰指令。组合规划让产消者了解电网未来的需求，使他们能够提前准备，而非临时应对。绩效反馈量化每个家庭的贡献和收益，建立信任，从而维持持续参与。表 I 总结了三项下游能力。

表 I CDR 支持的下游能力

能力	描述
实时协调	聚合商根据产消者 上下文调整请求，而非发出静态指令
组合规划	聚合商 进行沟通 即将到来的 事件，使产消者能够提前做好规划
绩效反馈	产消者会收到对过往 参与影响的量化结果，从而增强参与意愿

当产消者收到在 18:00 减少用电量的请求时，便能清楚了解请求的原因、受影响的负荷，以及可获得的收益。补偿会将每笔奖励与产生该奖励的具体市场条件关联起来，以可验证的价值取代固定费率激励。当家庭购买电动汽车或安装热泵时，无需重新加入需求响应计划，即可更新其灵活性档案。表 II 总结了上游能力。

表 II CDR 赋能的上游能力

能力	描述
透明参与	产消者在承诺参与之前即可清楚了解全部影响及补偿情况，且说明通俗易懂
可解释的补偿	逐项解释负荷的奖励，并将其与市场条件关联
自适应偏好设置	产消者可以更新约束条件和偏好，且可随时更新，而非仅限于注册时

下一节将介绍实现这些能力的多智能体架构。

III. 系统架构与实现

为实现对话式协调，我们将 CDR 实现为双层多智能体系统，其中聚合商和产消者均作为基于大语言模型的智能体系统，通过自然语言进行协调。该实现扩展了我们此前的智能体家庭能源管理系统 [19]，新增了两个组件：负责管理投资组合级调度和上行路由的聚合商智能体，以及使用混合整数线性规划优化器作为工具、实时评估需求响应可行性的电池家庭能源管理系统子智能体。家电子智能体通过简单调度处理离散负载，而电池则需要针对所有时段联合优化充电、放电和电网交换，因此需要专门的混合整数线性规划公式，由子智能体调用作为工具。聚合商智能体和家庭能源管理系统编排器遵循 ReAct 模式 [21], ，在推理与行动步骤之间反复迭代，直至任务完成。聚合商智能体接收市场信号，并向注册家庭发送经过情境化处理的需求响应事件；家庭能源管理系统编排器则将评估任务委派给各负荷对应的专用子智能体，并将结果转化为面向产消者的对话选项。

A. 聚合商智能体

聚合商智能体通过管理注册家庭及其分布式能源资源，协调投资组合级调度。该智能体可以接收市场义务或运营商指令，根据注册容量识别目标家庭，并制定需求响应事件，明确时间窗口、目标功率和补偿费率。该智能体不会估算家庭级可行性；它负责提出请求，并将评估工作完全交由产消者的家庭能源管理系统处理。这种分工是有意为之。聚合商处理投资组合级信号，而可行性评估则留在家庭本地进行，因为家庭能源管理系统能够直接获取资产状态和产消者上下文。聚合商还会处理产消者发起的上行消息，并对消息类型进行分类，随后按相应方式转发。该智能体会将资产更新和偏好变更直接应用于投资组合，并将合同修改或投诉上报。

B. 家庭能源管理系统智能体

产消者侧的家庭能源管理系统接收并评估聚合商派发的需求响应事件。它采用分层多智能体系统，由基于大语言模型的编排器为每种家庭负载分派专门的子代理。每个子代理负责管理特定的能源资产，并评估其所分配负载的调度约束和运行条件。与通过迭代式 ReAct 循环进行协调的编排器不同，子代理采用单轮交互：接收编排器提供的定制输入，并返回结构化建议。这种分工使编排器专注于协调，而子代理负责领域专用评估。

编排器有两种运行模式。在正常调度模式下，它会将任务委托给家电智能体，并执行获批的调度方案。在需求响应事件模式下，编排器由收到的聚合商请求触发，会解析请求，判断哪种能源资产最适合响应，并将任务委托给相应的子智能体进行可行性评估。随后，子智能体会将技术评估结果转化为面向产消者的对话式说明，涵盖请求详情、可交付容量、预期影响和补偿。

C. 电池优化器

电池子代理将混合整数线性规划优化器用作可调用工具。当编排器委派需求响应可行性查询时，子代理构建问题并调用优化器，优化器在24小时时域内以15分钟分辨率确定成本最优的充放电计划，从而最小化净电费、电池退化和峰值放电：

$$\begin{aligned}\min \sum_t \Big[&\left(p_t^{\text{imp}} \cdot \pi_t - p_t^{\text{exp}} \cdot \pi^{\text{fit}}\right) \Delta t \\ &+ \left(p_t^{\text{ch}} + p_t^{\text{dis}}\right) c^{\text{deg}} \Delta t \Big] \\ &+ d^{\text{peak}} \cdot w^{\text{peak}}\end{aligned} \tag{1}$$

其中 p_t^{imp} 和 p_t^{exp} 表示电网输入和输出功率， π_t表示日前电价， π^{fit} 表示上网电价（常数，反映欧洲产消者协议中典型的固定合同费率）， p_t^{ch}和 p_t^{dis}表示电池充放电功率， c^{deg} 表示退化成本， d^{peak} 表示峰值放电功率， w^{peak}表示正则化权重， $\Delta t = 0.25$ 表示h。目标函数在以下约束条件下最小化：

$$p_t^{\text{imp}} + p_t^{\text{PV}} + p_t^{\text{dis}} = d_t + p_t^{\text{exp}} + p_t^{\text{ch}} \qquad \forall t \quad (2)$$

$$E_{t+1} = E_t + \eta_{\text{ch}}\, p_t^{\text{ch}}\, \Delta t - \frac{p_t^{\text{dis}}}{\eta_{\text{dis}}} \Delta t \qquad \forall t \quad (3)$$

$$E^{\min} \le E_t \le E^{\max} \qquad \forall t \quad (4)$$

$$p_t^{\text{dis}} \le d_t \qquad \forall t \quad (5)$$

$$d^{\text{peak}} \ge p_t^{\text{dis}} \qquad \forall t \quad (6)$$

其中 p_t^{PV}表示光伏发电， d_t 表示家庭用电需求， E_t 表示电池荷电状态， $\eta_{\text{ch}} = \eta_{\text{dis}} = \sqrt{\eta_{\text{RT}}}$ 表示单向效率损耗。约束条件（2）确保每个时段的能量平衡。约束条件（3）–（4）跟踪荷电状态动态并实施容量限制。约束条件（5）将放电量限制在需求范围内，防止在需求响应事件之外向电网馈电。约束条件（6）跟踪峰值放电以进行正则化。充电/放电与

进出口通过 Big-M约束实现互斥。自发自用优先约束（为简洁起见省略）确保光伏盈余优先为电池充电，然后再向电网外送。

为进行需求响应可行性评估，优化器会执行双重求解流程。首先在不考虑需求响应义务的情况下求解基线，然后加入一项额外约束重新求解：

$$p_t^{\text{dis}} \geq p^{\text{DR}} \quad \forall t \in \mathcal{T}^{\text{DR}} \tag{7}$$

在请求时段内强制放电，使其超过聚合商的目标 $\mathcal{T}^{\text{DR}}$。如果含需求响应承诺的问题在请求的全功率下不可行，则通过二分搜索确定最大可交付功率。对于当日请求，优化器会将请求到达前的时段锁定为基线解，因为过去的调度行为不可逆。结果包括可行性结论（完全可行、部分可行或不可行）、参与的经济性，以及含需求响应承诺时的SoC轨迹。

图 2 展示了一个典型家庭日的双重求解流程。

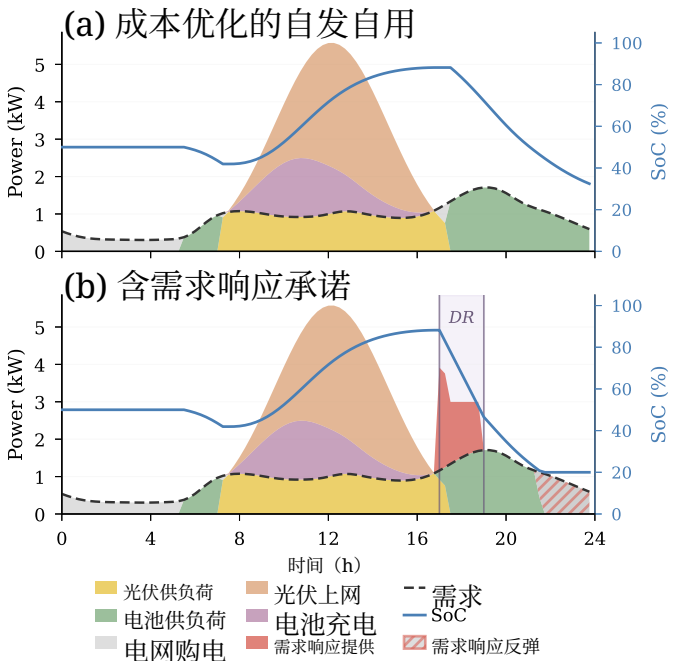


图 2. 典型家庭日双重求解流程示意图。(a) 成本优化的自发自用基线。(b) 含需求响应承诺的调度方案。

面板 (a) 展示了没有需求响应事件时成本优化的自发自用调度：光伏发电在正午为电池充电，电池则在傍晚放电，以满足家庭用电需求。面板 (b) 展示了同一天在有需求响应承诺的情况下，承诺要求在 17:00 至 19:00 之间放电。优化器提前为电池充电，使其荷电状态（SoC）高于预期，并在要求的时段内强制放电。事件结束后电网购电量增加，呈现出反弹效应，这代表参与的成本。优化器会权衡额外的购电成本与需求响应补偿，并判定参与比这一自发自用情景更经济。这种成本效益比较正是家庭能源管理系统（HEMS）转化为自然语言，并在作出任何承诺之前向产消者说明的内容。

IV. 结果

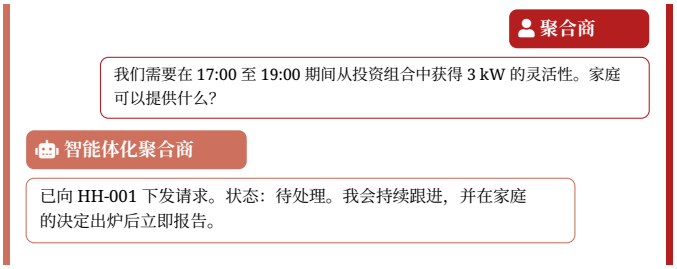
我们通过两个端到端交互展示 CDR，分别体现协调的两个方向：由聚合商发起的需求响应调度，以及由产消者发起的投资组合更新。

A. 实验设置

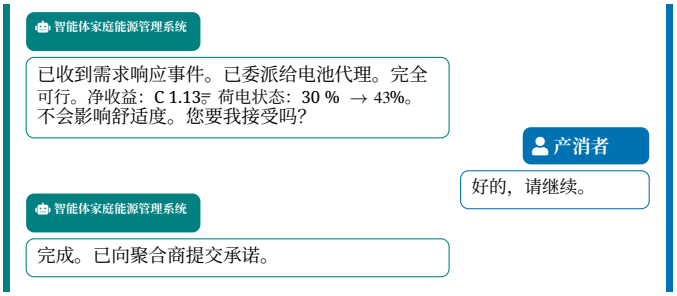
所有智能体均使用启用推理功能的 GPT-OSS-120B [22]，并将温度设为零以尽量减少输出差异，通过 Cerebras推理API 提供服务，速度最高可达每秒 2,500 个词元 [23]。基于电池优化的家庭能源管理系统工具使用 PuLP 求解混合整数线性规划公式。每个场景都在相互隔离的智能体会话中运行，且各自拥有独立的上下文窗口，从而确保聚合商与家庭能源管理系统两侧之间不会发生信息泄露。为节省篇幅，智能体的回复均经过删节。附录 A 总结了仿真参数。

B. 下游：聚合商发起的需求响应调度

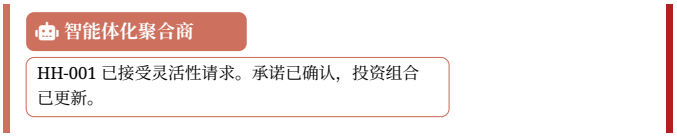
运营方要求在 17:00–19:00 的晚间时段提供 3 kW 的灵活性。聚合商智能体收到该请求后，将其下发给家庭。



智能体化聚合商会自主查询其投资组合，确定 HH-001 最适合，并派发事件。随后，智能体家庭能源管理系统会收到请求。



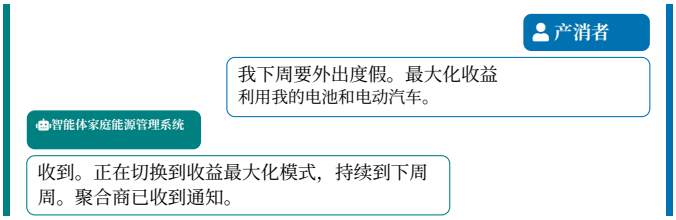
家庭能源管理系统对请求进行推理，并决定将其委派给电池子代理，而电池子代理继而调用基于优化的工具。对偶求解确认方案完全可行，且不会影响舒适度。家庭能源管理系统将优化器的输出转化为上方所示的对话式摘要。经批准后，家庭能源管理系统提交承诺，聚合商则完成闭环。



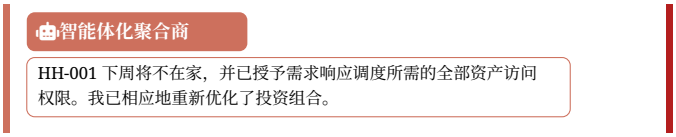
至此，下游交互模拟结束。由于交互采用对话形式，产消者可以随时提出后续问题、请求备选日程或拒绝该事件，从而在整个过程中确保透明度、可解释性和用户自主权。

C. 上游：产消者发起的档案更新

CDR 也支持产消者主动发起通信，例如，产消者外出度假时会通知家庭能源管理系统，由其将更新后的可用性传递给聚合商。



家庭能源管理系统确认了这一变更并通知聚合商，聚合商随后相应地更新了其投资组合。



下游和上游场景共同展示了完整的 CDR 流程：聚合商可以发送情境化灵活性请求，并获得由基于优化的可行性评估所支持的产消者承诺；与此同时，产消者始终能够理解、质疑并随时发起变更。

D. 基准测试

要使 CDR 具有实用性，消息之间的延迟应符合对话交互的预期，且每次交互的词元成本（词元是大语言模型处理的文本单位，决定推理成本）应达到实际部署所需的合理水平。为评估这一点，我们对六种场景进行基准测试，涵盖 CDR 必须处理的各种交互。三种下游场景的协调复杂度逐步增加：标准接受、拒绝，以及高目标请求（5 kW）。在高目标请求中，仅靠照常运行的充电计划无法满足目标，因此优化器必须根据预测光伏发电规划预充电。三种上游场景涵盖主要的配置更新类型：可用性变更、偏好修改和新资产注册。每种场景均执行五次，以捕捉大语言模型推理的运行间差异（表 III）。

下游场景需要 3–5 次推理迭代和 2–4 次工具调用，平均耗时 7.8–9.8 秒。拒绝场景的成本最高（5.0±0.7 次迭代，34.2k 个词元），因为代理仍会执行完整的可行性工作流（电池状态检索、调用优化器、子代理评估），随后还会结合产消者的推理撰写详细的拒绝说明，再将其转达给聚合商。接受场景的流程较短：

表 III CDR 计算可行性（均值 ± 标准差，n=5）

方向	场景	迭代次数	工具调用	词元 (k)	时间 (s)
下游	接受	3.6±0.5	2.6±0.5	23.4±4.0	8.3±2.1
	拒绝	5.0±0.7	3.6±0.5	34.2±6.0	9.8±1.9
	高目标	3.4±0.5	2.4±0.5	21.8±4.1	7.8±2.2
上游	可用性	1	0	1.3±0.0	1.3±0.8
	偏好	1	0	1.0±0.0	1.7±1.6
	新资产	1	0	1.6±0.1	1.3±1.2

可行性检查、产消者批准、提交。高功率目标场景证实，电池子代理能够正确调整优化器参数以适应更高的功率目标，并通过光伏预充电仍然实现完全可行。上游场景无需调用工具，单次迭代即可完成（1.1–1.7 秒），因为它们只需进行消息分类和配置路由，而无需优化。在全部六种场景中，交互耗时均未超过 12 秒或 35,000 个词元，且代理在重复运行中始终生成一致的输出，这表明该架构能够支持实时透明度和产消者参与度所需的对话交互速度。

五、讨论与结论

结果表明，当前大语言模型的能力足以在聚合商与产消者之间实现双向自然语言需求响应协调。两个方向均可在数秒内完成，但并发多家庭负荷下的时延仍有待验证。在实践中，CDR并非旨在取代常规运行中的自动控制。自动调度继续负责执行；CDR则增加一个对话层，促使产消者参与其中，并使系统对非技术用户清晰易懂。若要大规模覆盖家庭，公用事业公司与聚合服务需要将此类接口集成到其平台中。我们的方案依赖最高每秒2,500个词元的云端推理，但边缘人工智能与模型量化的进展正使专用硬件上的本地部署成为可能 [24],从而可在消除云端时延的同时保障数据隐私。

本研究将 CDR 开发为一种协调机制，以聚合商与产消者之间的双向自然语言交互取代单向调度，并通过概念验证展示了其在运行需求响应时间尺度内的可行性。完整实现已开源，以便未来在架构中进一步加入资产、优化工具，以及家庭和聚合商两侧的子代理。要验证 CDR 对产消者参与度的影响，还需开展现场试验，对比对话式界面与传统需求响应界面；将该框架扩展至多户组合协调，也是顺理成章的下一步。除了聚合商—产消者层级，对话式协调模式也可能适用于更高层级的电网，例如配电系统运营商与输电系统运营商交互，因为透明度和多主体协调方面的类似挑战依然存在。

参考文献

[1] 国际能源署，《需求响应——跟踪报告》，国际能源署，巴黎，技术报告，2023年，依据《2050年净零排放情景》。 [在线]。网址：https://www.iea.org/energy-system/energy-efficiency-and-demand/demand-response [2] M. Fowlie、C. Wolfram、P. Baylis、C. A. Spurlock、A. Todd-Blick 和 P. Cappers，《默认效应与后续行为：来自电价项目的证据》，《经济研究评论》，第 88 卷，第 6 期，第 2886–2934 页，2021年。[3] P. Siitonen、S. Honkapuro、S. Annala 和 A. Wolff，《欧洲需求响应中的客户视角：系统性综述与主题综合》，《可持续发展：科学、实践与政策》，第 19 卷，第 1 期，第 2154986 页，2023年。[4] B. Parrish、R. Gross 和 P. Heptonstall，《消费者参与住宅需求响应的动机、促进因素与障碍：系统性综述》，《能源政策》，第 138 卷，第 111221 页，2020年。[5] C. Su、R. Fachrizal、J. Jurasz、A. Avelin 和 H. Li，《通过聚合单个设备探索需求侧灵活性》，《可再生与可持续能源评论》，第 210 卷，第 116655 页，2026年。[6] S. Ø. Ottesen、A. Tomasgard 和 S.-E. Fleten，《电力市场中需求侧灵活性聚合商的多市场竞价策略》，《能源》，第 149 卷，第 120–134 页，2018年。[7] C. Valor、V. K. Moreno 和 L. Ruiz，《住宅用户提供灵活性的方案：自动化灵活性的价值主张》，《当前可持续／可再生能源报告》，2025年。[8] L. Diamond、A. Mirnig 和 P. Fr¨ohlich，《通过交互设计增强对需求侧管理的信任：基于自动化程度的信任框架》，《能源》，第 16 卷，第 5 期，第 2393 页，2023年。[9] P. Fabianek、C. Liepold 和 R. Madlener，《从居住者视角评估住宅建筑直接负荷控制的多准则框架》，《能源》，第 321 卷，第 135456 页，2025年。[10] S. S. Chowa、R. Alvi、S. S. Rahman 等，《从语言到行动：作为自主智能体和工具使用者的大语言模型综述》，2025年。[11] F. Michelon、Y. Zhou 和 T. Morstyn，《家庭能源管理系统的大语言模型界面》，载于《第 16 届 ACM 未来与可持续能源系统国际会议论文集》，2025年，第 590–602 页。[12] V. S. Raghavan 和 A. V. Giridhar，《通过零样本大语言模型智能体与模型预测控制实现成本最优的住宅能源调度》，《建筑性能仿真期刊》，第 1–19 页，2025年。[13] N. V. Gkalinikis、C. Nalmpantis、D. Vrakas、S. Chatzigeorgiou、C. Athanasiadis 和 D. Doukas，《RHEA：住宅家庭能源顾问》，载于《2025 年第 10 届智能与可持续技术国际会议（SpliTech）》，2025年。[14] T. He 和 F. Jazizadeh，《面向智能建筑中以人为本的能源管理系统的上下文感知型大语言模型人工智能智能体》，2025年。[15] G. I. Rashed、A. O. M. Bahageel、H. A. I. Gony、A. Badjan 和 H. I. Shaheen，《使用 CrewAI 优化住宅负荷的人工智能驱动多智能体需求响应框架》，载于《2025 年 IEEE 第 20 届工业电子与应用会议（ICIEA）》，2025年。[16] Y. Sun、C. Cui、C. Zhang 和 C. Gong，《智能电动汽车充电站的动态激励策略：大语言模型驱动的用户数字孪生方法》，载于《2025 年 IEEE 人工智能在电气工程中的应用国际研讨会（AAIEE）》，2025年。[17] A. Jatowt、S. Ristov、P. Gritsch、S. Brandacher、P. Rosengren、D. Va-lerio 和 F. Luo，《FlexiDigital：利用数字孪生和大语言模型提供能源灵活性服务的综合方法》，载于《2025 年第 16 届 ACM 未来与可持续能源系统国际会议论文集》，2025年。[18] Z. Zhang、C. Zhang、C. Cui 和 N. Yang，《基于大语言模型的电动汽车用户与聚合商双层需求响应框架研究》，2025年。[19] R. El Makroum、S. Zwickl-Bernhard 和 L. Kranzl，《智能体式人工智能家庭能源管理系统：用于住宅负荷调度的大语言模型框架》，《工程研究》，第 109857 页，2026年。[20] D. Sloot、N. Lehmann、A. Ardone 和 W. Fichtner，《从行为科学视角看消费者对需求响应项目的参与》，《能源研究快报》，第 4 卷，第 1 期，2023年。[21] S. Yao、J. Zhao、D. Yu 等，《ReAct：协同语言模型中的推理与行动》，2023年。[22] OpenAI，《GPT-OSS-120B：开源基础模型》，https://huggingface.co/openai/gpt-oss-120b，2025年。[23] Z. He、J. Zhai等，“WaferLLM：晶圆级大语言模型推理系统”，2025年。[24] E. Dritsas 和 M. Trigka，“面向边缘智能的大语言模型部署感知压缩：系统级综述”，*IEEE*人工智能汇刊，2026年。

附录

表 IV 列出了概念验证仿真中使用的电池、经济性和常规参数。开源实现（包括智能体提示词、编排逻辑和仿真接口）可在以下网址获取：https://github.com/RedaElMakroum/cdr。

表 IV 仿真参数

参数	数值
电池	
容量	15 kWh
充放电倍率	8 kW
往返效率	92%
荷电状态范围	20–90%
初始荷电状态	30%（4.5 kWh）
经济性	
上网电价	0.04 欧元/千瓦时
退化成本	0.015 欧元/千瓦时
需求响应补偿	0.20 欧元/千瓦时
常规	
光伏预测	8.5 千瓦时/天
时间分辨率	15 分钟（96 时段/天）