

基于DMPC加权一致性算法的电池储能阵列 分组控制策略

郭伟, 赵洪山

(华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003)

摘要:为了解决由多个电池单元组成的大容量电池储能阵列系统(BESAS)的优化运行问题,提出了一种基于分布式模型预测控制的加权一致性算法。首先,介绍了含风电场BESAS的构成,将多个电池储能单元划分为充电组和放电组,通过制定合理的组间协调策略,在不影响BESAS额定功率的前提下,提高储能系统的容量利用率和减少充/放电转换次数;然后,详细地介绍了所提分布式算法的计算过程,并将该算法应用于BESAS的分组控制过程,实现兼顾电池单元安全运行的功率自适应分配;最后,通过算例从算法性能和BESAS控制性能2个方面进行仿真验证,结果表明所提算法和分组控制策略在鲁棒性和控制效果方面均具有一定的优势和可行性。

关键词:风电;电池储能阵列系统;分布式模型预测控制;加权一致性算法;协调控制

中图分类号:TM 761;TM 911

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202001008

0 引言

由于储能系统具有灵活的源荷特性,其在新能源发电领域具有良好的应用前景。目前在全世界已经建立了大量的储能示范工程,其中又以电池储能技术的安装容量最大^[1-2]。电池储能技术具有较高的能量密度和便于扩展的模块化结构,且近年来的制造成本持续降低,其发展潜力巨大。在实际工程应用中,由于电池参数存在不一致的问题,一般通过多个较小容量的子储能系统组成大容量储能电站,以应对大规模的应用场景,如张北风光储示范工程^[3]、江苏镇江储能电站示范工程^[4]等。因此,研究多个电池储能单元间功率的优化分配问题具有重要的学术意义和工程应用价值。

当前对储能系统应用技术的研究主要集中在单一储能技术^[5-7]和混合储能技术^[8-10]。文献[5]提出一种基于自适应动态规划(ADP)的储能系统自适应控制方法,其在斜率控制方法的基础上利用ADP对储能输出功率进行再次修正,在满足波动范围的基础上减少了储能系统不必要的出力。文献[6]利用实时滚动优化方法——模型预测控制(MPC),通过建立风储系统的状态空间方程实现了对储能系统吞吐功率的实时优化控制。文献[7]建立了MPC和低通滤波算法之间的联系,利用MPC优化结果对常规低通滤波算法进行补偿,在实现平滑抑长/短期功率波动的同时改善了电池储能系统的荷电状态(SOC)。

文献[8-9]针对并网型光伏电站,提出了基于确定规则的混合储能系统功率管理策略,但该策略的设计较为复杂且依赖设计者的经验,不能保证最优。文献[10]提出了一种自适应的小波包分解方法,以长、短时间尺度的并网条件和不同储能介质的响应特点作为划分依据,自适应地确定小波包的分解层数。上述研究只是将某一储能介质作为整体研究对象,而对同种储能介质内功率细化分配的研究则相对较少,且大多为集中式控制结构^[11-12]。

含多储能单元的大容量电站一般采用集中式控制,但其存在单点失效的隐患。对于这类由多个子系统构成的储能电站,分布式控制架构具有集中式架构所不具有的灵活性和容错性等特点,其中分布式模型预测控制(DMPC)是近年来研究较多的一种分布式控制方法^[13]。根据预测模型的耦合与否,DMPC可以分为基于解耦模型^[14-16]和基于耦合模型^[17-19]这2类。基于解耦模型的DMPC主要是通过目标函数或约束条件实现各子系统间的关联,进而实现系统整体性能的全局最优或局部最优。文献[15-16]针对线性解耦模型,利用DMPC研究了多代理(agent)平均一致性问题。而基于耦合模型的DMPC又可以进一步分为控制量耦合与状态量耦合2类。文献[17-18]均针对控制量耦合模型的DMPC算法,在每个控制周期内通过多次迭代计算可达到纳什最优。而针对状态量耦合模型的DMPC算法的研究相对较少,文献[19]利用前一时刻耦合子系统的状态序列,每个DMPC分别求解各自子系统的优化问题,以提高系统的性能。本文将借鉴文献[16]实现平均一致性的方法,但利用基于一致性理论的状态量耦合模型,提出一种基于DMPC的加权一致

收稿日期:2019-05-27;修回日期:2019-11-12

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2018-QN072)

Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2018QN072)

性算法。并将该算法应用于含风电场的电池储能阵列系统(BESAS),通过采用双电池结构^[20-21]并制定合理的控制策略,在实现减少充/放电转换次数的前提下,提高储能系统的容量利用率和保证 BESAS 中各电池储能单元的安全运行。

1 电池储能阵列分组控制策略

1.1 BESAS的构成

以含风电场的 BESAS 为例,其结构如图 1 所示。BESAS 由多个电池储能单元并联组成,共同构成兆瓦级的储能系统。为了实现各电池单元的协调优化运行,单元间通过分布式通信网络实现互联,以完成相邻节点间的信息交换。

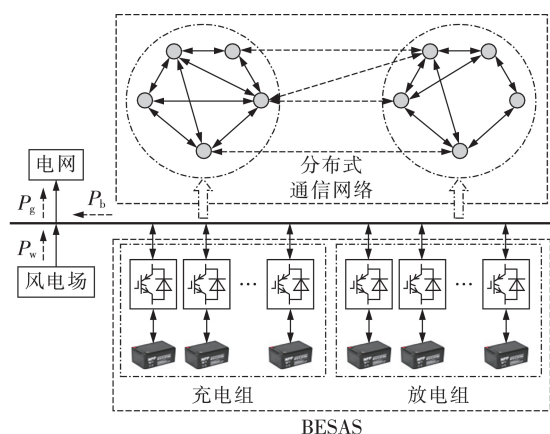


图1 含风电场的 BESAS 的结构

Fig.1 Structure of BESAS with wind farm

整个储能系统接于风电场的出口母线处, BESAS 实时采集风电场的输出功率 P_w , 并根据并网功率目标值 P_g 计算得到对 BESAS 的总功率指令 P_b , 控制中心则将总功率指令 P_b 下发给 BESAS 中的某个储能单元, 各储能单元利用分布式通信网络和下文所提分布式算法实现对功率指令 P_b 的分解, 实时计算得到各电池单元的功率指令 $P_{b1}, P_{b2}, \dots, P_{bn}$ 。

1.2 电池单元的分组控制策略

由于风电功率具有随机性和波动性, BESAS 需要频繁切换充/放电状态才能保证风-储系统跟踪并网功率目标值, 这在一定程度上加速了电池寿命的老化, 同时也不利于对电池容量的充分利用^[20]。另外, 通过对大量风电数据的统计分析可知, 风电功率的正/负波动概率近似相等, 且对应的波动能量也极为接近^[22]。因此基于以上考虑, 在图 1 所示结构的基础上, 本文将 BESAS 中的多个电池单元划分为 2 组, 分别工作在放电状态和充电状态, 以减少不必要的状态切换, 改善电池储能单元的运行工况。规定 BESAS 放电时的功率为正, 充电时的功率为负, 因此可得 t 时刻风电场的并网功率 $P_g(t)$ 如式(1)所示。

$$P_g(t) = P_w(t) + P_b^{\text{ref}}(t) \quad (1)$$

由于本文的研究重点为多个电池单元间的功率分配, 为了简化处理, 直接取风电功率 $P_w(t)$ 经一阶低通滤波后的输出值作为并网功率 $P_g(t)$, 并将其差值作为 BESAS 的功率需求 $P_b^{\text{ref}}(t)$ 。经滤波处理后得到的储能需求功率 $P_b^{\text{ref}}(t)$ 可能出现大于 BESAS 额定功率的情况, 因此为了保证 BESAS 的安全运行, 实际下发的储能功率指令 $P_b(t)$ 为:

$$P_b(t) = \text{sign}(P_b^{\text{ref}}(t)) \min(|P_b^{\text{ref}}(t)|, P_{bN}) \quad (2)$$

其中, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数。

设 BESAS 由 $2n$ 个电池储能单元构成, 根据各单元 SOC 的不同, 选取其中的 n 个单元构成放电组, 另外 n 个单元构成充电组。单个电池单元的额定功率为 P_{brate} , 则整个 BESAS 的额定功率为 $P_{bN} = 2nP_{\text{brate}}$, 放电组、充电组的额定功率均为 $0.5 P_{bN}$ 。

当出现某组电池的额定功率不足以承担功率需求的情况时, 采用电池状态短时切换策略, 以保证 BESAS 的吞吐能力。以充电为例说明, 若此时充电组无法独自提供所需功率, 将由放电组中的电池单元短时切换状态, 以共同实现对充电功率 $P_b(t)$ 的响应。在运行过程中, 任意组中有电池单元的 SOC 达到预设的上/下阈值时, 则触发充/放电组的状态转换, 记相应电池组完成一次充电或放电过程。

2 分布式加权一致性算法

BESAS 包含多个储能单元, 如何根据总功率指令 $P_b(t)$ 确定各电池单元的功率指令是本节论述的重点。本节将提出一种基于 DMPC 的分布式算法, 仅通过各单元间的相互通信, 就可以实现对给定状态初值的加权一致性。

2.1 经典加权一致性算法

经典加权一致性算法^[23]的模型可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{M}\mathbf{x}(k) \\ \mathbf{M} = \mathbf{I}_n - \varepsilon \mathbf{L}_w \\ \mathbf{L}_w = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{L} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$ 为一致性变量; ε 为迭代步长; $\mathbf{M}$ 为非负行随机矩阵; $\mathbf{W} = \text{diag}(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 为加权矩阵, 且有 $w_i > 0 (i=1, 2, \dots, n)$, 当 $\mathbf{W}$ 为单位矩阵时, 该算法即为标准的平均一致性算法; n 为通信拓扑图 G 的顶点个数; $\mathbf{I}_n$ 为 n 阶单位矩阵; $\mathbf{L}$ 为相应的拉普拉斯矩阵, 有 $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{A}$, $\mathbf{A}$ 为图 G 的邻接矩阵, $\mathbf{D}$ 为顶点度矩阵。

本文需要强调的是迭代步长 ε 的取值范围, 大多文献^[23]中经常取其范围为 $0 < \varepsilon < 1/d_{\max}$ ($d_{\max}$ 为图的最大顶点度)。基于该范围的计算简单, 但较为保守, 当 $\mathbf{L}$ 未知时, 可以按该范围限定步长 ε ; 而当 $\mathbf{L}$ 已知时, 迭代步长 ε 的取值范围如式(4)所示。

$$0 < \varepsilon < \frac{2}{\rho(\mathbf{W}^{-1}\mathbf{L})} \quad (4)$$

其中, $\rho(\cdot)$ 为矩阵的谱半径。

式(3)所示模型以自身单元与相邻单元的状态差值为调整方向,是一个简单的自治系统,通过迭代计算可以使状态变量 $\mathbf{x}$ 趋于初始状态 $\mathbf{x}(0)$ 的加权平均值。

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} x_i(k) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i(0)}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (5)$$

2.2 基于 DMPC 的加权一致性算法

可以注意到模型式(3)的形式与基于状态空间模型的预测控制算法很相似,只是少了控制变量 $\mathbf{u}$ 。因此,为了实现加权一致性,本节提出了一种基于 DMPC 的分布式算法。

首先,在模型式(3)中引入虚拟的解耦控制变量 $\mathbf{u}(k)$ 和加权矩阵 $\mathbf{W}$, 数学模型表示如下:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{M}\mathbf{x}(k) + \mathbf{W}^{-1}\mathbf{u}(k) \quad (6)$$

需要指出的是,该模型是在经典模型的基础上叠加了虚拟控制量,相比于文献[16]中的方法,当某个 DMPC 控制器发生故障时,不会影响模型式(6)的最终收敛结果。另外,在模型参数相同的条件下,虚拟控制量会加快收敛进程,因此模型式(6)具有相对较快的收敛速度。

上述模型式(6)可以用来预测系统未来的状态 $\mathbf{x}$, 设当前时刻为 k , 预测时域为 N_p , 控制时域为 N_c , 且有 $N_p \geq N_c$, 控制时域 N_c 以外的变量 $\mathbf{u}(k)$ 保持不变。由于矩阵 $\mathbf{W}$ 为对角阵, 控制变量 $u_i(k)$ 只作用于自身子系统。矩阵 $\mathbf{M}$ 的对角元素 M_{ii} 为状态转移项, 非对角元素 M_{ij} 为动态耦合项, 如果 $M_{ij} \neq 0$ 表示子系统 j 对子系统 i 有直接影响, 反之则表示无直接影响。将模型式(6)分解为低阶子系统 $x_1, x_2, \dots, x_N$ 的形式, 如式(7)所示。

$$x_i(k+1) = M_{ii}x_i(k) + \sum_{j \in N_i} M_{ij}x_j(k) + w_i^{-1}u_i(k) \quad (7)$$

其中, N_i 为与子系统 i 相邻子系统集合。需要注意的是, 由于矩阵 $\mathbf{M}$ 为非对角矩阵, 因此存在状态耦合项 $x_j(k)$ 。

以当前时刻 k 作为预测系统未来动态的起点, 由式(7)可以预测子系统 i 由 $k+1-k+N_p$ 时刻的状态, 如式(8)所示。

$$\mathbf{X}_i(k) = \mathbf{F}_i \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{G}_i \mathbf{U}_i(k) + \sum_{j \in N_i} \mathbf{H}_{ij} \mathbf{X}_j(k) \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_i(k) = \begin{bmatrix} x_i(k+1|k) \\ x_i(k+2|k) \\ \vdots \\ x_i(k+N_p|k) \end{bmatrix}, \mathbf{U}_i(k) = \begin{bmatrix} u_i(k) \\ u_i(k+1) \\ \vdots \\ u_i(k+N_c-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{F}_i = [M_{ii}, M_{ii}^2, \dots, M_{ii}^{N_p}]^T$$

$$\mathbf{G}_i = \begin{bmatrix} w_i^{-1} & & & \\ M_{ii}w_i^{-1} & w_i^{-1} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ M_{ii}^{N_p-1}w_i^{-1} & M_{ii}^{N_p-2}w_i^{-1} & \dots & \sum_{c=0}^{N_p-N_c} M_{ii}^c w_i^{-1} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H}_{ij} = \begin{bmatrix} M_{ij} & 0 & \dots & 0 \\ M_{ii}M_{ij} & M_{ij} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ M_{ii}^{N_p-1}M_{ij} & M_{ii}^{N_p-2}M_{ij} & \dots & M_{ij} \end{bmatrix}$$

其中, 向量 $\mathbf{X}_i(k)$ 的元素为预测状态量, 本文中为与功率相关的物理量。

在完成一次通信后, 由于不知道相邻子系统 j 的预测模型, 子系统 i 无法得到 k 时刻耦合状态的预测量 $x_j(k+m)$ ($m=1, 2, \dots, N_p$), 因此本文采用近似处理, 即将式(8)中的状态量 $\mathbf{X}_j(k)$ 用 k 时刻已知的状态量 $x_j(k)$ 代替, 则有:

$$\mathbf{X}_j(k) = x_j(k) \mathbf{I}_{N_p} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{I}_{N_p}$ 为元素全是 1 的 N_p 阶列向量。

定义二次优化目标函数如下:

$$\min J_i(k) = \|\mathbf{X}_i(k) - \mathbf{S}_i(k)\|_Q^2 + \|\mathbf{U}_i(k)\|_R^2 \quad (10)$$

其中, $\mathbf{Q} = q\mathbf{I}_{N_p}$ 和 $\mathbf{R} = r\mathbf{I}_{N_c}$ 为权重矩阵, 且有 $q > 0, r > 0$; $\mathbf{S}_i(k)$ 为状态量的参考向量, 具体计算公式如式(11)所示。

$$\mathbf{S}_i(k) = \frac{\sum_{j \in N_i \cup \{i\}} w_j(k) x_j(k)}{\sum_{j \in N_i \cup \{i\}} w_j(k)} \mathbf{I}_{N_p} \quad (11)$$

其中, $N_i \cup \{i\}$ 表示子系统 i 及其相邻子系统所构成的集合。

对式(10)求关于 $\mathbf{U}_i(k)$ 的偏导数, 并令其等于 0, 可以计算得到最优控制量 $\mathbf{U}_i(k)$ 的表达式如式(12)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{U}_i(k) = \Phi_i \left[\mathbf{S}_i(k) - \mathbf{F}_i \mathbf{x}_i(k) - \sum_{j \in N_i} \mathbf{H}_{ij} (x_j(k) \mathbf{I}_{N_p}) \right] \\ \Phi_i = (\mathbf{G}_i^T \mathbf{Q} \mathbf{G}_i + \mathbf{R})^{-1} (\mathbf{G}_i^T \mathbf{Q}) \end{cases} \quad (12)$$

取最优控制量 $\mathbf{U}_i(k)$ 的第一个元素 $u_i(k)$, 并对其二次修正, 将修正后的控制量 $\hat{u}_i(k)$ 作为模型式(7)的实际输入, 修正公式如式(13)所示。

$$\hat{u}_i(k) = \sum_{j \in N_i} a_{ij} (u_i(k) - u_j(k)) \quad (13)$$

其中, a_{ij} 为邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 的元素。

可以看出, 上述推导过程只利用了子系统 i 和与之相关联子系统 j 的信息, 是一个完全分布式的过程, 具体计算步骤如下:

(1) k 时刻,子系统 i 向相邻子系统 j 发送自身的状态量信息和权重信息,同时接收相邻子系统 j 的状态信息和权重信息;

(2) 生成状态预测方程式(8),并求解局部优化目标函数式(10),计算得到优化控制量 $U_i(k)$;

(3) 向相邻子系统 j 发送优化控制量 $U_i(k)$,并接收相邻子系统 j 的优化控制量 $U_j(k)$;

(4) 利用式(13)修正控制量 $U_i(k)$,将修正后控制量的第一个元素 $\hat{u}_i(k)$ 作为实际控制输入量,令 $k=k+1$,并重复上述步骤。

在计算得到各子系统的控制输入后,将其代入模型式(7)可以整理成全系统的闭环控制形式,如式(14)所示。

$$\mathbf{x}(k+1) = (\mathbf{M} + \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}_{\text{dmpe}}) \mathbf{x}(k) \quad (14)$$

其中, $\mathbf{K}_{\text{dmpe}}$ 为状态反馈控制增益矩阵,具体计算过程见附录A。该系统可以收敛的条件是:矩阵 $\mathbf{M} + \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}_{\text{dmpe}}$ 的特征值中,除1个特征值位于单位圆上,其他特征值均位于单位圆内部。2.3节将利用模型式(14)实现对 BESAS 的分布式协调控制。

2.3 分布式算法的实现

要利用2.2节中所提分布式算法实现 BESAS 中各电池单元的功率按“能者多劳”原则分配,需要确定与分布式通信网络相关联的邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 和加权矩阵 $\mathbf{W}$ 。

2.3.1 邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 的生成

设原始邻接矩阵为 $\mathbf{A}_0$,其表示 BESAS 中所有电池单元通信网络的连接情况,是一个 $n \times n$ 阶矩阵。将电池分组后的邻接矩阵称为状态邻接矩阵 $\mathbf{A}$,其与 $\mathbf{A}_0$ 的维数相同,但该矩阵所表示的网络拓扑为非连通图,与此时的电池分组状态相关,且充电组与放电组间不能交换信息,定义向量 $\mathbf{m}_c$ 、 $\mathbf{m}_d$ 如式(15)所示。

$$\mathbf{m}_c = \sum_{i \in \Omega_c} \mathbf{e}_i, \mathbf{m}_d = \sum_{j \in \Omega_d} \mathbf{e}_j \quad (15)$$

其中, $\mathbf{e}_i$ 、 $\mathbf{e}_j$ 分别为第 i 、 j 个元素为1同时其余元素均为0的 n 维列向量; Ω_c 和 Ω_d 分别为充电组和放电组参与工作的电池单元集合,且有 $\Omega_c \cap \Omega_d = \emptyset$ 。

则状态邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 可由式(16)计算得到。

$$\begin{cases} \mathbf{M} = \mathbf{m}_c \mathbf{m}_c^T + \mathbf{m}_d \mathbf{m}_d^T \\ \mathbf{A} = \mathbf{A}_0 \circ \mathbf{M} \end{cases} \quad (16)$$

其中,“ $\circ$ ”表示 Hadamard 乘积。

当 $0.5 P_{\text{bN}} < |P_{\text{bi}}(t)| \leq P_{\text{bN}}$ 时,需要由另外一组中的电池单元提供短时功率支撑,则对电池单元集合进行临时调整,计算矩阵 $\mathbf{A}$ 的过程同上。此时,临时加入的电池单元可以与原分组中的电池单元交换信息,共同承担总功率指令,保证 BESAS 的额定功率不变。

2.3.2 加权矩阵 $\mathbf{W}$ 的计算与修正

为了实现各个电池单元功率的自适应分配,定义加权矩阵 $\mathbf{W}$ 的对角元素为:

$$w_i = \begin{cases} \frac{S_{\text{soci}}(t) - S_{\text{socmin}}}{S_{\text{socmin}}} & \text{放电状态} \\ \frac{S_{\text{socmax}} - S_{\text{soci}}(t)}{S_{\text{socmin}}} & \text{充电状态} \end{cases} \quad (17)$$

其中, $S_{\text{soci}}(t)$ 为 t 时刻电池单元 i 的 SOC; S_{socmax} 和 S_{socmin} 分别为 SOC 的上、下限值。因此,权重系数 w_i 由自身的剩余电量或可吸收的电量决定。

根据上述权重系数的定义,各电池单元自身的吞吐功率将按照各自的能量水平进行分配,避免 SOC 较低或较高的电池单元承担过多的放电功率或充电功率。在计算过程中,当不同电池单元的 SOC 差异较大且对 BESAS 的功率需求 $P_{\text{bi}}(t)$ 也较大时,按权重系数计算所得各单元功率指令虽然满足能量比例关系,但可能违反了功率限值。若采用简单的功率限幅处理方式,同样会导致 BESAS 的可利用功率减小,因此本文将采用下述权重系数修正策略,以满足功率限值条件。

(1) 在每个控制周期内,由权重系数 w_i 最小的单元接收总功率指令 $P_{\text{b}}(t)$ 。

(2) 在迭代计算过程中,若电池单元 i 以为其他电池单元 j 的中间计算量超过单元额定功率,则需对 w_j 进行修正,调整权重为相邻单元中权重小于 w_j 的最大权重 w'_j ,然后继续迭代,直至满足收敛精度;否则,不对权重系数 w_j 进行修正。

将上述权重修正策略与2.2节所提算法相结合,可以实现兼顾各电池单元能量水平和功率限值的分布式迭代过程。初值 $\mathbf{x}_0$ 的计算如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_0 = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{P}_0(t) \\ \mathbf{P}_0(t) = [0, \dots, P_{\text{bi}}(t), \dots, 0]^T \end{cases} \quad (18)$$

其中, $\mathbf{P}_0(t)$ 为 n 维电池单元的功率指令向量。

将初值 $\mathbf{x}_0$ 代入模型式(14)中,根据设定的收敛精度,即可求得收敛值 $\mathbf{x}^*$,进而可以计算得到各电池单元的功率指令 $P_{\text{bi}}(t)$,如式(19)所示,并更新相应电池单元的 SOC。

$$\begin{cases} \mathbf{P}(t) = \mathbf{W} \mathbf{x}^* \\ \mathbf{P}(t) = [P_{\text{b1}}(t), P_{\text{b2}}(t), \dots, P_{\text{bn}}(t)]^T \\ P_{\text{bi}}(t) = \sum_{i=1}^n P_{\text{bi}}(t) \end{cases} \quad (19)$$

3 算例分析

基于 MATLAB 仿真软件验证本文所提算法的有效性。本节将从2个方面对上述内容进行分析说明,首先针对2.2节所提算法进行性能分析,通过与其他算法的对比以显示其所具有的优势;然后将该

算法用于实现 BESAS 的分组控制策略,并对其控制效果进行分析。为了表述简便,将基于 DMPC 的加权一致性算法简称为 DMPC 算法。

3.1 算法性能分析

以 4 节点环形网络为例进行算法性能分析,设节点权重矩阵为 $\mathbf{W}=\text{diag}(4,3,2,1)$,取初值 $\mathbf{x}(0)=[0,0,0,10]^T$, $N_p=7$, $N_c=3$, $\varepsilon=0.1$, $q=1$, $r=2$ 。利用式(20)评估算法的收敛过程。

$$\delta(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\| x_i(k) - \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i(0)}{\sum_{i=1}^n w_i} \right\|_2 \quad (20)$$

图 2 为 DMPC 控制器在正常与故障情形下的收敛情况对比。图中正常情形表示为 4 个 DMPC 控制器均正常工作,而故障情形 1—4 分别表示有 1—4 个 DMPC 控制器发生故障。可以看出,无论是在正常或是故障情形下,DMPC 算法均可以实现一致性收敛,且正常情形下的收敛速度较快,随着 DMPC 控制器故障个数的增多,DMPC 算法的收敛效果趋向于经典加权一致性算法。

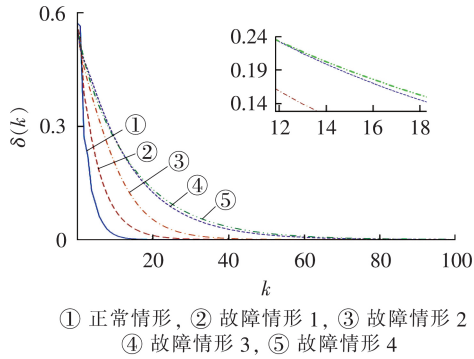


图 2 DMPC 算法在正常与故障情形下的收敛情况对比
Fig.2 Comparison of DMPC algorithm convergence under normal and fault conditions

然后将 DMPC 算法与文献[16]算法以及经典算法进行横向比较,结果如图 3 所示。由图 3 可以看出,即使在 DMPC 控制器均正常时文献[16]算法也

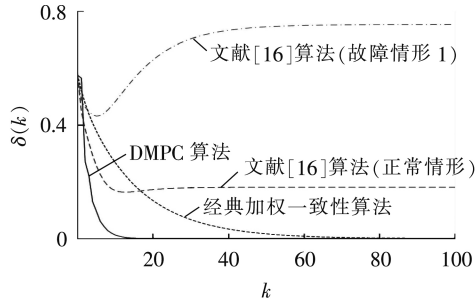
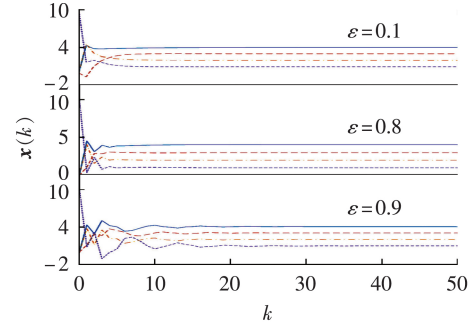


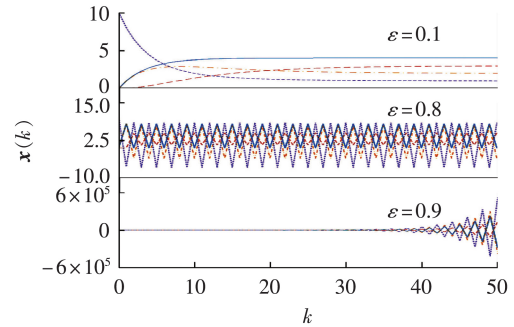
图 3 不同算法的加权一致性收敛情况比较
Fig.3 Comparison of weighted consistency convergence among different algorithms

无法实现加权一致性,其仅能实现平均一致性,且当有 1 个 DMPC 控制器发生故障时,算法已无法收敛;经典加权一致性算法和 DMPC 算法均可以实现收敛,但是由于 DMPC 算法是在经典算法的基础上叠加了虚拟控制量,因此在相同的加权矩阵下其具有更快的收敛速度。

初始参数不变,利用式(4)可以计算得到经典加权一致性算法的临界迭代步长为 $\varepsilon=0.8$ 。图 4 给出了 DMPC 算法和经典算法在 ε 为 0.1、0.8、0.9 这 3 种取值条件下的收敛过程。由图可以看出,当 $\varepsilon=0.1$ 时,DMPC 算法具有较快的收敛速度,这也与图 3 所示结果相对应;当 $\varepsilon=0.8$ 时,经典加权一致性算法呈现等幅振荡,而 DMPC 算法可以较快速地实现收敛;当 $\varepsilon=0.9$ 时,经典加权一致性算法已经发散,而 DMPC 算法仍然可以实现加权一致性收敛,但在收敛过程的初始阶段出现了若干次的振荡过程。



(a) DMPC 算法



(b) 经典加权一致性算法

图 4 不同 ε 取值下 DMPC 算法与经典加权一致性算法的结果对比

Fig.4 Result comparison between DMPC algorithm with classical weighted consensus algorithm under different values of ε

3.2 BESAS 分组策略控制效果

下述算例中所采用的原始风电数据来自西北地区某装机容量为 84 MW 的风电场,采样间隔为 10 s。所配置 BESAS 的相关参数如下: BESAS 的总容量为 4 MW/16 MW·h,包含 8 个电池单元,各电池单元的容量为 2 MW·h,功率为 500 kW,充/放电效率为 90%, $S_{\text{socmax}}=0.9$, $S_{\text{socmin}}=0.1$ 。将 BESAS 中的 4 个电池

单元分为1组,构成额定功率为2 MW的充电组和放电组。设放电组4个电池单元(1—4)的初始SOC分别为0.85、0.75、0.70、0.65,充电组4个电池单元(5—8)的初始SOC分别为0.40、0.30、0.20、0.15。8个电池单元间的通信网络连接形式见附录B中图B1。

图5为BESAS在00:00—03:00时段内的总功率和充/放电组的功率曲线,一阶低通滤波器的时间常数 $\tau=100$ s。从图5(a)中可以看出,充/放电变化次数较为频繁,功率需求基本小于2 MW,只有圈A和圈B标记处的功率超过了充电组的额定功率。而从图5(b)中可以看出,与图5(a)中圈A、圈B对应,相应时段处均出现了放电组转变为充电状态的情况,与所指定的策略相符,并没有减少BESAS的可利用功率。

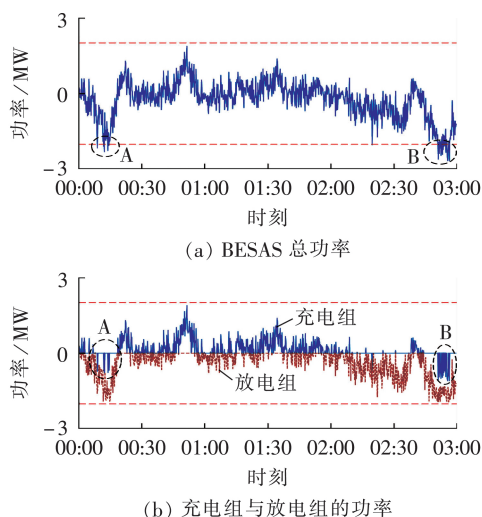


图5 BESAS总功率与充/放电组的功率
Fig.5 Total power of BESAS and power of charging/discharging group

图6对比了矩阵 W 采用修正策略前、后的计算结果。设总功率需求为 $P_b(t)=1869$ kW,此时电池单元1—4的SOC分别为0.822 2、0.726 1、0.677 8、

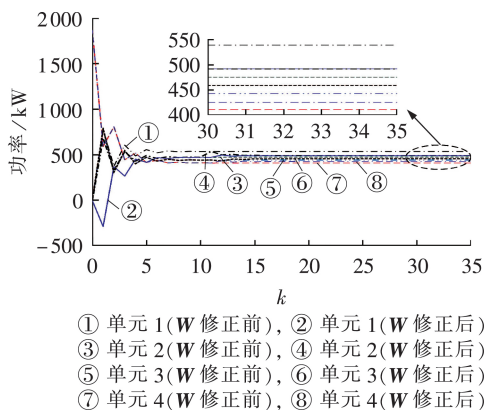


图6 矩阵 W 修正前、后的结果对比
Fig.6 Result comparison before and after modification of Matrix W

0.629 5。若按SOC所确定的矩阵 W 计算各单元的功率指令,由局部放大图可以看出电池单元1的功率超过了额定功率500 kW。而采用矩阵 W 修正策略后,此时电池单元1、2的功率最大且相等,所有电池组的功率均小于额定功率。

图7为电池单元1—8在24 h内的SOC变化曲线。由图可以看出,虽然各电池单元的起始SOC设置不同,但是由于采用了基于DMPC的加权一致性算法,各电池单元的功率以自身的SOC权重进行分配,随着时间的推移,同组电池单元的SOC差距越来越小。同时也可以看出,各电池单元均在SOC的安全区间内运行,且放电组中的电池单元4于16:00左右率先放电至SOC下限0.1,之后2组电池储能单元交换充/放电状态,继续运行。

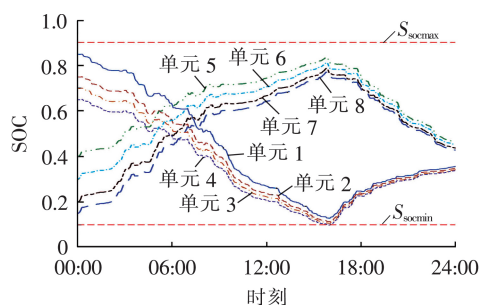
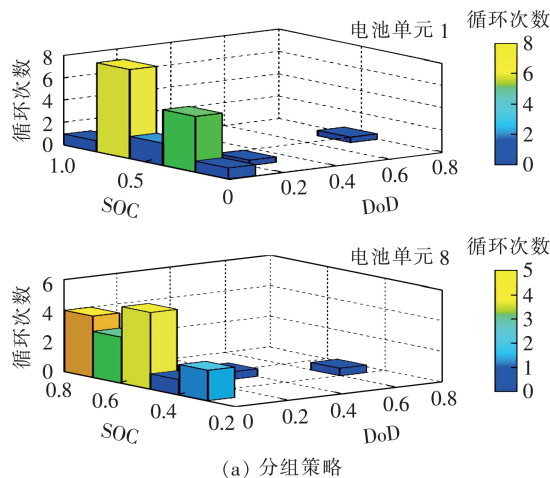


图7 各电池单元的SOC变化曲线
Fig.7 SOC curve of each battery unit

利用雨流计数法^[24]对上述24 h内的SOC变化曲线进行统计,图8对比了采用分组策略、不分组策略下电池单元1和8的充放电循环次数。由图8(a)可以看出,电池单元1和8在不同的放电深度DoD (Depth of Discharge)下的循环次数均较少,这是由于采用分组策略后,电池单元1和8各有0.5次较深的DoD在0.6~0.8之间,但仍位于合理的DoD区间^[25]内;由图8(b)可以看出,虽然电池单元的DoD均较浅,但循环次数很多,尤其是电池单元8,一天中其SOC仅位于 $[0.34, 0.36]$ 区间就有279.5次的浅度放电。相比于深度放电,浅度放电对蓄电池寿命的影



(a) 分组策略

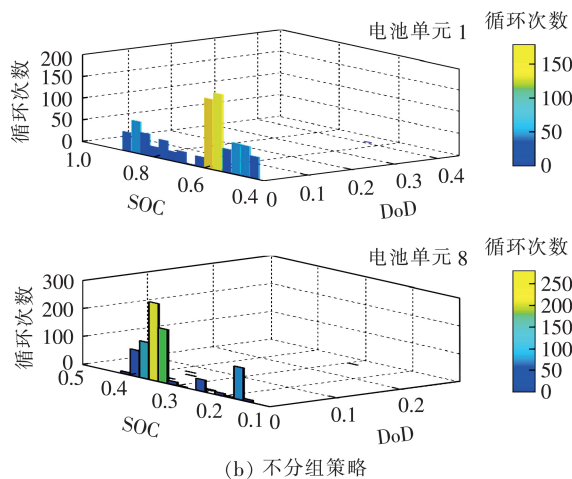


图8 2种策略下的雨流计数法统计结果

Fig.8 Statistical results of rain flow counting method under two strategies

响相对较小,但如此高频次的浅度放电也会对电池寿命的衰减产生较大的影响^[26]。

4 结论

本文以含有多个电池储能单元的BESAS为研究对象,提出了一种基于DMPC的加权一致性算法。在相同的条件下,本文所提算法相较于经典算法具有更少的迭代次数和更大的步长上限,且DMPC控制器的失效不会影响算法的最终收敛结果。将所提算法应用于采用分组策略的BESAS中,以电池单元可用能量为权重,在不影响BESAS可利用功率的前提下,实现了功率的自适应分配,并提高了电池储能单元的容量利用率。

需要指出的是,本文所提DMPC算法仍有不足之处,即在一个控制周期内关联子系统间需要完成2次通信,这在一定程度上增加了对通信资源的需求。未来笔者将继续探索占用更少通信资源的分布式算法,并关注通信延迟对算法性能的影响。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] YU H W, DUAN J H, DU W, et al. China's energy storage industry: develop status, existing problems and countermeasures [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 71: 767-784.

[2] DAS C K, BASS O, KOTHAPALLI G, et al. Overview of energy storage systems in distribution networks: placement, sizing, operation, and power quality [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 91: 1205-1230.

[3] 高明杰, 惠东, 高宗和, 等. 国家风光储输示范工程介绍及其典型运行模式分析 [J]. 电力系统自动化, 2013, 37(1): 59-64.

GAO Mingjie, HUI Dong, GAO Zonghe, et al. Presentation of national wind / photovoltaic / energy storage and transmission demonstration project and analysis of typical operation modes [J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(1): 59-64.

[4] 李建林, 王上行, 袁晓冬, 等. 江苏电网侧电池储能电站建设运行的启示 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42(21): 1-9, 103.

LI Jianlin, WANG Shangxing, YUAN Xiaodong, et al. Enlightenment from construction and operation of battery energy storage station on grid side in Jiangsu Power Grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(21): 1-9, 103.

[5] 李相俊, 张晶琼, 何宇婷, 等. 基于自适应动态规划的储能系统优化控制方法 [J]. 电网技术, 2016, 40(5): 1355-1362.

LI Xiangjun, ZHANG Jingqiong, HE Yuting, et al. Optimal control method of energy storage system based on adaptive dynamic programming [J]. Power System Technology, 2016, 40(5): 1355-1362.

[6] KHALID M, SAVKIN A V. A model predictive control approach to the problem of wind power smoothing with controlled battery storage [J]. Renewable Energy, 2010, 35(7): 1520-1526.

[7] 沈枢, 张沛超, 李中豪, 等. 平抑长短期风电功率波动的风储协调运行方法 [J]. 电力系统自动化, 2015, 39(8): 12-18.

SHEN Shu, ZHANG Peichao, LI Zhonghao, et al. A coordination operation method of wind power and energy storage hybrid system for smoothing short-term and long-term wind power fluctuations [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(8): 12-18.

[8] WANG Guishi, CIOBOTARU M, AGELIDIS V G. Power smoothing of large solar PV plant using hybrid energy storage [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2014, 5(3): 834-842.

[9] 田春光, 田利, 李德鑫, 等. 基于混合储能系统跟踪光伏发电输出功率的控制策略 [J]. 电工技术学报, 2016, 31(14): 75-83.

TIAN Chunguang, TIAN Li, LI Dexin, et al. Control strategy for tracking the output power of photovoltaic power generation based on hybrid energy storage system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(14): 75-83.

[10] 吴杰, 丁明. 采用自适应小波包分解的混合储能平抑风电波动控制策略 [J]. 电力系统自动化, 2017, 41(3): 7-12.

WU Jie, DING Ming. Wind power fluctuation smoothing strategy of hybrid energy storage system using self-adaptive wavelet packet decomposition [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(3): 7-12.

[11] 苏浩, 张建成, 冯冬涵, 等. 模块化混合储能系统及其能量管理策略 [J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 127-133, 140.

SU Hao, ZHANG Jiancheng, FENG Donghan, et al. Modular hybrid energy storage system and its energy management strategy [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 127-133, 140.

[12] 苏浩, 张建成, 王宁, 等. 基于分层优化的大容量混合储能系统能量管理策略 [J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1177-1186.

SU Hao, ZHANG Jiancheng, WANG Ning, et al. Energy management strategy of large-scale hybrid energy storage system based on layered optimization [J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1177-1186.

[13] MAYNE D Q. Model predictive control: recent developments and future promise [J]. Automatica, 2014, 50(12): 2967-2986.

[14] KEVICZKY T, BORRELLI F, BALAS G J. Decentralized receding horizon control for large scale dynamically decoupled systems [J]. Automatica, 2006, 42(12): 2105-2115.

[15] LI H P, YAN W S. Receding horizon control based consensus scheme in general linear multi-agent systems [J]. Automatica, 2015, 56: 12-18.

[16] CHENG Z M, FAN M C, ZHANG H T. Distributed MPC based consensus for single-integrator multi-agent systems [J]. ISA Transactions, 2015, 58: 112-120.

[17] LI S, ZHANG Y, ZHU Q. Nash-optimization enhanced distri-

- buted model predictive control applied to the Shell benchmark problem[J]. Information Sciences, 2005, 170(2/3/4): 329-349.
- [18] MOROŞAN P D, BOURDAIS R, DUMUR D, et al. Building temperature regulation using a distributed model predictive control[J]. Energy and Buildings, 2010, 42(9): 1445-1452.
- [19] CAMPONOGARA E, JIA D, KROGH B H, et al. Distributed model predictive control[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2002, 22(1): 44-52.
- [20] 张新松, 顾菊平, 袁越, 等. 基于电池储能系统的风功率波动平抑策略[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(28): 4752-4760.
ZHANG Xinsong, GU Juping, YUAN Yue, et al. Strategy of smoothing wind power fluctuation based on battery energy storage system[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(28): 4752-4760.
- [21] 凌开元, 赵乐冰, 张新松, 等. 基于双储能系统的主动配电网储能配置[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 171-176.
LING Kaiyuan, ZHAO Lebing, ZHANG Xinsong, et al. Storage allocation of active distribution network based on double-storage system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 171-176.
- [22] 林卫星, 文劲宇, 艾小猛, 等. 风电功率波动特性的概率分布研究[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(1): 38-46.
LIN Weixing, WEN Jinyu, AI Xiaomeng, et al. Probability density function of wind power variations[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(1): 38-46.
- [23] OLFATI-SABER R, FAX J A, MURRAY R M. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems[J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(1): 215-233.
- [24] TANKARI M A, CAMARA M B, DAKYO B, et al. Use of ultracapacitors and batteries for efficient energy management in wind-diesel hybrid system[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(2): 414-424.
- [25] LI Q, CHOI S S, YUAN Y, et al. On the determination of battery energy storage capacity and short-term power dispatch of a wind farm[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2011, 2(2): 148-158.
- [26] ZHAO H S, GUO W. Hierarchical distributed coordinated control strategy for hybrid energy storage array system[J]. IEEE Access, 2019, 7: 2364-2375.

作者简介:



郭伟

郭伟(1989—),男,江苏靖江人,博士研究生,主要研究方向为微电网优化运行与储能控制技术(E-mail: guoweincepu@126.com);

赵洪山(1965—),男,河北沧州人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为电力系统分析、运行与控制、智能配电网载波通信与自动化以及电力设备故障预测与优化检修(E-mail: zhaohshcn@ncepu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Grouping control strategy of battery energy storage array based on DMPC weighted consensus algorithm

GUO Wei, ZHAO Hongshan

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: A weighted consensus algorithm based on DMPC (Distributed Model Predictive Control) is proposed to solve the optimal operation problem of BESAS (Battery Energy Storage Array System). Firstly, the structure of BESAS with wind farms is introduced, and several battery energy storage units are divided into charging group and discharging group. The capacity utilization rate of the energy storage system is improved and the conversion times of charging/discharging is reduced by developing a reasonable coordination strategy among groups, under the premise of not affecting the rated power of BESAS. Then, the calculation process of the proposed distributed algorithm is introduced in detail, and the algorithm is applied to the BESAS grouping control process to realize the adaptive power distribution considering the safe operation of battery units. Finally, simulative results from the aspects of algorithm performance and BESAS control performance show that the proposed algorithm and the grouping control strategy have certain advantages and feasibility in robustness and control effect.

Key words: wind power; battery energy storage array system; distributed model predictive control; weighted consensus algorithm; coordinated control

附录 A

由式 (10) 可求得各子系统的控制输入 U_i ，结合式 (9) 对参考向量的定义，并利用矩阵论相关知识可以得到下述表达式。

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ \vdots \\ U_n \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \Phi_1 \left(S_1(k) - F_1 x_1(k) - \sum_{j \in N_1} H_{1j} I_{N_p} x_j(k) \right) \\ \Phi_2 \left(S_2(k) - F_2 x_2(k) - \sum_{j \in N_2} H_{2j} I_{N_p} x_j(k) \right) \\ \vdots \\ \Phi_n \left(S_n(k) - F_n x_n(k) - \sum_{j \in N_n} H_{nj} I_{N_p} x_j(k) \right) \end{bmatrix} = \\
 &\begin{bmatrix} \Phi_1 & & & \\ & \Phi_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \Phi_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{N_p} & & & \\ & I_{N_p} & & \\ & & \ddots & \\ & & & I_{N_p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{w_1}{\sum_{j \in N_1 \cup \{1\}} w_j} & \cdots & \frac{w_i}{\sum_{j \in N_1 \cup \{1\}} w_j} & \cdots \\ \vdots & & \ddots & \\ & & & \vdots \end{bmatrix} - \\
 &\begin{bmatrix} F_1 & & & \\ & F_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & F_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & H_{1j} & & \\ H_{2p} & 0 & & \\ & & \ddots & \\ & & & H_{nq} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{N_p} & & & \\ & I_{N_p} & & \\ & & \ddots & \\ & & & I_{N_p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} = \Gamma x(k) \quad (A1)
 \end{aligned}$$

其中， $j \in N_1, p \in N_2, q \in N_n$ 。

利用式 (11) 对控制量的结果进行修正，可得修正后的控制量为：

$$\begin{bmatrix} \hat{u}_1 \\ \hat{u}_2 \\ \vdots \\ \hat{u}_n \end{bmatrix} = L \left(I_n \otimes [1, 0, \dots, 0]_{N_c} \right) \Gamma x(k) \quad (A2)$$

其中， $\otimes$ 表示 Kronecker 乘积。

因此可以得到状态反馈增益矩阵 K_{dmpc} ，如下所示：

$$K_{\text{dmpc}} = L \left(I_n \otimes [1, 0, \dots, 0]_{1 \times N_c} \right) \Gamma \quad (A3)$$

将其代入模型式 (4)，即可得到闭环系统的控制形式：

$$x(k+1) = Mx(k) + W^{-1} \hat{u}(k) = (M + W^{-1} K_{\text{dmpc}}) x(k) \quad (A4)$$

附录 B

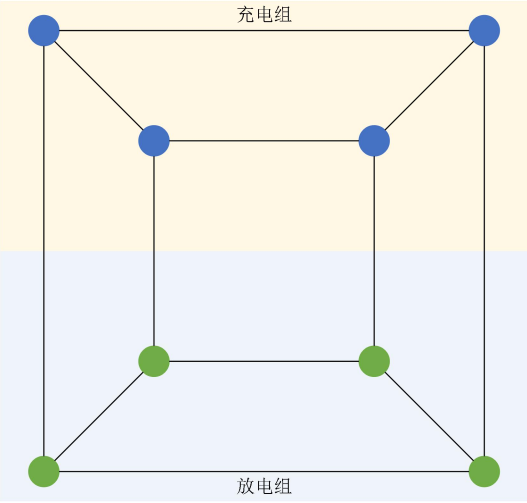


图 B1 8 组电池单元通信拓扑
Fig.B1 Communication topology of 8 battery units