

基于场景生成的能量收集网络模拟方法

王 哲¹, 李陶深², 叶 进², 葛志辉², 吴 敏³

(1. 广西大学电气工程学院, 广西南宁 530004; 2. 广西大学计算机与电子信息学院, 广西南宁 530004;
3. 广西电网公司, 广西南宁 530023)

摘 要: 能量收集网络(Energy Harvesting Networks)是一种新型的计算机网络形式,它通过搜寻各类环境能源,将其转化成可用的电能,然后将这些电能作为主要或辅助的电源方式供给电子设备进行网络通讯.但是,现有的能量收集网络大多采用解析概率分布函数刻画能量获取过程,无法准确模拟实际情况,缺乏真实性.为此,提出一种基于场景生成的能量收集网络模拟技术.首先,该方法基于历史能量获取数据,无需预设概率分布函数,使用最优消减技术生成单时段代表场景;然后,利用时齐模拟退火算法生成日场景序列,以便能够准确模拟能量收集网络中能量获取的随机特性.以实际的风电数据为例,通过与真实数据的对比,验证该方法的准确性和稳定性;然后以网络吞吐量的优化为例,验证了该方法在能量收集网络系统规划运行中的可行性和有效性.

关键词: 能量收集网络; 能量收集; 场景生成; 模拟技术; 消减技术

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)08-1931-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.08.018

A Novel Simulation in Energy Harvesting Networks Based on Scenario Generation

WANG Zhe¹, LI Tao-shen², YE Jin², GE Zhi-hui², WU Min³

(1. College of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning, Guangxi 530004, China;
2. School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning, Guangxi 530004, China;
3. China Southern Power Grid, Nanning, Guangxi 530023, China)

Abstract: Energy harvesting networks is a new form of computer networks. It can convert the environmental energy into usable electric energy, and supply the electrical energy as a primary or secondary power source to the electronic device for network communication. However, most of the energy harvesting networks use the analytical probability distribution function to describe the energy acquisition process, which can not accurately simulate the actual situation because the lack of authenticity. We propose an energy harvesting networks simulation method based on scenario generation in this paper. Firstly, based on the historical data of the harvested energy, the method does not need to set a probability distribution function in advance, and uses optimal scenario reduction technology to generate representative scenarios in single period. Secondly, it uses homogeneous simulated annealing algorithm to generate daily scenario sequences, so that can accurately simulate the random characteristics in energy harvesting networks. Taking the actual wind power data as an example, the accuracy and stability of the method are verified by comparison with the real data. Then we cite an instance to optimize network throughput, the optimal solution and data analysis showed the method based on scenario generation was feasible and effective in energy harvesting networks.

Key words: energy harvesting networks; energy harvesting; scenario generation; simulation; reduction technology

1 引言

互联网的快速发展,为网络提出了新的要求,同时

也凸显出众多制约因素.如网络能耗的急剧增长、网络设备的能效低下以及网络生命周期的有限性等.研究如何降低网络传统能耗受到越来越多学者的关注.随

着能量转化效率的提高和低功耗处理器的进步,人们对网络生命周期和永久运行的需求日益增加,能量收集网络(Energy Harvesting Networks)应运而生.能量收集网络是一种新型的计算机网络形式,它融合了新能源技术的优势,通过搜寻各类环境能源,将其转化成可用的电能,从而作为主要或辅助的电源方式供给电子设备进行网络通讯,完成某些特殊任务的网络^[1,2],可以为网络设备的节能减排、植入型医疗设备、穿戴式设备、环境监测等提供新型的网络解决方案.

2012年,南安普顿大学成立了首个能量收集网站^[3],为全球学者提供学习交流的平台.目前,该领域的相关研究成果主要集中在能量收集网络信道容量、离线/在线能量管理策略、能量与信息联合传输三方面.在基于信息论的能量收集网络研究方面,Omur Ozel等分别对配备无限容量电池^[4]、有限容量电池^[5]以及无电池^[6]的情况做了分析研究并得出相应结论及实现方法.离线能量管理策略的制定分为单用户通道和多用户通道.文献[7]提出了一种基于功率-速率关系的凹性的最优策略,该策略是在由能量因果约束和无能量溢出约束组成的能量可行通道中寻找最紧的弦.文献[8]使用定向注水算法求解可行通道内的优化问题,而文献[9]则使用梯向注水算法求解.在线能量管理策略主要使用马尔科夫决策过程(MDP, Markov Decision Process),根据是否能够获取完美的电量数据^[10]、单/多用户^[11]、电池损耗特性^[12]、不同的感知/传输特性^[13]等实际情景,分别建立相应的模型并求取最优解.在能量与信息联合传输研究方面,文献[14]、[15]和[16]分别针对联合传输中能量分配、中继选择和协同保密传输等问题做了相应的研究.

能量收集网络从新的角度考虑了计算机网络的节能问题,在传统网络中引入新能源技术,减少传统网络能耗且拓展了网络的应用范围.然而,目前大多数能量收集网络均采用概率分布模拟能量收集过程,假设能量的到来服从某些概率分布函数,例如误差服从正态分布或数据集间满足独立同分布(i. i. d.).但能量收集网络中数据和能量的突发性使得这种模拟方法对局部时段内的能量管理策略帮助甚微,因此无法准确模拟实际情况.

文献[17]为能量收集网络建立了二阶马尔科夫链模型,并使用线性规划算法求解,但模型建立过程含有能量获取概率、能量消耗概率、数据产生概率和数据发送概率四个参数,文中假设这四个参数服从伯努利分布,并不合理.文献[18]使用排队论模型G/G/1/N和G/G/1/∞分别模拟有限容量电池和无限容量电池下的能量收集网络,分别计算了节点的耗尽概率,但模型中的G/G部分需要已知概率分布,文中假设了其以概率{0.3, 0.3, 0.2, 0.2}取值于{1, 2, 3, 4},过于主观.然

而,对能量的模拟方法主要有两种^[5],一种基于当前电量状态(State-of-Charge, SOC),一种基于能量获取过程;无独有偶,文献[19]指出电路元件的不确定性使得对SOC的估计误差足有30%以上,同时如果当前SOC状态未知而能量收集状态已知,则等同于准确估计SOC状态.可见,为了降低读取与估算SOC的能耗,同时提高系统能量规划运行的准确度,需研究新的方法来正确模拟能量收集过程.

针对当前能量收集模型存在无法准确模拟实际情况、缺乏真实性等问题,本文提出一种新的基于场景生成的能量收集网络模拟方法.该方法以真实的历史数据为依据,生成代表真实场景的最优能量场景序列,无需预设其服从某些解析概率分布函数,同时保证较高的准确度.最后,通过与真实数据的对比,验证该方法的准确性和稳定性;以网络吞吐量优化为例,验证该方法的可行性和有效性.

2 基于场景生成的能量收集网络模拟方法

本文提出基于最优场景消减技术的能量收集网络模拟方法由两部分组成:一是基于最优场景消减技术的单时段场景生成方法,用于模拟单时段的数据特性;二是基于时齐模拟退火算法的能量收集技术,用于模拟能量收集网络能量获取随机过程.

2.1 基于最优场景消减技术的单时段场景生成

基于最优场景消减技术的单时段场景生成技术的设计思想是:基于最优场景消减技术,生成单时段代表场景,用以模拟能量收集功率单时段分布特性.具体的技术思路是:以原始数据为依据,计算出数据间的差异程度,然后使用最优消减技术,删除相似度较高的数据集,保留差异程度较大的数据集,从而实现数据消减的目的.

2.1.1 初始化过程

采用最优消减技术产生出单时段每一时段的代表场景 $O_t(S_t^i, p_t^i)$,其中 $i = 1, 2, \dots, \bar{S}, \bar{S}$ 为代表场景数目, S_t^i 为第 $t(t = 1, 2, \dots, T)$ 时段的一个代表场景, p_t^i 为 t 时刻代表场景 S_t^i 的发生概率.

假设第 t 时段原始场景集 $\{R(S_t^j, p_t^j)\}$,其中 $j = 1, 2, \dots, N, N$ 为总的场景个数即历史数据的总天数, S_t^j 为场景数据值, p_t^j 为该场景概率.此处认为每天数据发生的概率相等,即 $p_t^j = 1/N$.

以 t 时段为例,计算该时段两两场景间欧式距离,即

$$A_{ij} = \sqrt{(S_t^i - S_t^j)^2}, p_{ij} = P(S_t^i | S_t^j) \quad (1)$$

2.1.2 算法步骤

基于最优场景消减技术的单时段场景生成方法中第 t 时段的计算步骤如下:

STEP 1: 设置场景集合初值 $J = \{R(S_i^i, p_i^i)\}, i = 1, 2, \dots, N$, 被删除的场景集合 $D = \{\emptyset\}$. 依据矩阵 A_i , 求得除对角线外每行最小元素 $c_{ij} = \min(A_{ij} \cdot p_{ij}), i \neq j, i = 1, 2, \dots, N, j \in \{1, 2, \dots, N\}$. 选择 $l_i = \min c_{ij}$.

STEP 2: 更新场景集合 $J = J \setminus \{S_i^i\}, D = D \cup \{S_i^i\}$.

STEP 3: 判断 J 中元素个数是否等于 \bar{S} , 若相等, 则退出并输出最优场景集合 J ; 若不等, 继续下一步骤.

STEP 4: 计算 $l_k = \min_{j \in D \cup \{k\}} c_{kj}, j \notin D, k \in D \cup \{S_i^i\}$, 并定义 $z_j = \sum_{k \in D \cup \{S_i^i\}} c_{kj}, j \notin D$.

STEP 5: 选择 $l_i = l_k$, 重复 STEP 2 和 STEP 3, 直至输出最优场景集合.

此时, 在最优场景集合 $J = \{O_i(S_i^i, p_i^i)\}$ 中, $p_i^i = p_i^i + \sum_{k \in D(j)} p_i^k$.

式中 p_i^i 为原始场景集 $\{R(S_i^i, p_i^i)\}$ 中 $i = j$ 对应的概率, $D(j) := \{i \in D : j = j(i)\}, j(i) = \min_{j \in J} \sqrt{(S_i^i - S_j^j)^2}$.

可见, 算法循环计算每一时段各场景间的距离, 删除距离最短的场景, 保留差异较大的场景, 直到满足预设场景数量.

2.2 基于时齐模拟退火算法的能量收集场景生成

基于时齐模拟退火算法的能量收集技术的基本思想是: 将 2.1 节每一时段消减得到的代表场景进行连接形成场景序列, 使用模拟退火算法生成最优场景序列, 用以模拟能量获取的随机过程.

2.2.1 参数设置

初始解: 依据每一时段的代表场景集 $O_i(S_i^i, p_i^i)$ 及时间 t 序列, 此时可产生的最大序列场景数为 $(\bar{S})^T$ 个, 每一场景序列的长度为 T , 概率为

$$P_n = p_1^i \times p_2^j \times \dots \times p_T^k$$

其中 $n \in [1, 2, \dots, (\bar{S})^T], i, j, k \in [1, 2, \dots, \bar{S}]$.

假设最终所需的代表场景序列为 $\bar{S} (\bar{S} \leq (\bar{S})^T)$ 个, 则随机从 $(\bar{S})^T$ 场景序列中选取 \bar{S} 个作为一个初始解集 $A_a = \{((S_1^i, S_2^j, \dots, S_T^k)_m P_m^a), \dots\}$, 其中 $m \in [1, 2, \dots, \bar{S}], a = 1, 2, \dots$ 表示随机生成的第 a 个初始解集

$$P_m^a = P_m / \sum_{a=1}^{\bar{S}} P_m \quad (2)$$

适应度函数: 选取当前最优解集内两两场景序列的距离加权之和的均值作为适应度函数, 即

$$f(A_a) = [\sum_{i=1}^{\bar{S}} P_m \sum_{j=1}^{\bar{S}} D(S^i, S^j)] / (\bar{S} \times \bar{S}) \quad (3)$$

邻域结构: 假设当前最优解集 A_a , 最优解集的邻域构造方法为随机选取解集内每一场景序列的 n 个时段, $n \in [1, 2, \dots, T]$ 为预设值; 然后随机改变这 n 个时段的取值作为邻域场景. 取值的改变遵循如下邻域构造方法

$Nb(S_i^i) = \{S_i^{i'} | S_i^{i'} \text{ 是一个 } 0-1 \text{ 码且}$

$$|S_i^i - S_i^{i'}| = \sum_{i=1}^{bit} |s_i - s_i'| \leq k, k \geq 1 \text{ 的整数}\}$$

$S_i^{i'}$ 表示场景 S_i^i 的邻域场景, bit 为场景 S_i^i 的取值二进制表示的最大位数.

2.2.2 算法步骤

基于时齐模拟退火算法求解最优场景序列的算法步骤如下:

STEP 1: 随机选择 n 个初始解集 A_1, A_2, \dots, A_n (n 的大小可依据原始数据量及目标精度选择); $k := 0; t_{max} = t_0$ (初始温度).

STEP 2: 使用邻域构造方法, 生成初始解集 A_1, A_2, \dots, A_n 的邻域解集 $A_1^k, A_2^k, \dots, A_n^k$, k 表示第 k 次生成的邻域解. 若 $f(A_n^k) > f(A_{n-1}^k)$, 则接受新的解集作为最优解; 否则保留上代最优解. 若在该温度达到内循环终止条件, 则转至 STEP 3; 否则, 从邻域解集中随机选取一解集 A_n^k , 计算 $\Delta f_{kj} = f(A_n^k) - f(A_n^j)$; 若 $\Delta f_{kj} \leq 0$, 则 $k := j$, 否则 $\exp(-\Delta f_{kj}/t_k) > \text{random}(0, 1)$ 时, 则 $k := j$; 重复 STEP 2.

STEP 3: $t_{k+1} := d(t_k); k = k + 1$; 若满足温度停止条件, 终止计算; 否则, 回到 STEP 2.

可见, 算法通过内循环的迭代, 从邻域中不断寻找最优解, 同时以一定的概率接受次优解, 从而跳出局部最优; 外循环通过温度下降到终止温度, 整个系统以理论概率 1 收敛至全局最优解.

3 能量收集场景生成与本文方法的性能验证

下面将基于某电网公司采集到的真实的风电功率数据, 使用本文提出的能量收集模拟方法生成能量收集场景, 以验证该方法的准确性和稳定性.

3.1 单时段场景生成与验证

原始风电功率的数据采集于某电网公司 2016 年 5 月 8 日至 2016 年 7 月 31 日期间的风电功率实际值和预测值, 本文所有功率数据均对于装机容量进行了标幺化处理. 数据的采样间隔为 15 分钟, 真实值的分布如图 1 所示. 从图中可以看出原始数据分布的统计规律并不明显, 从零至满额装机容量之间均有数据分布. 此处假设对于原始数据而言, 每一时段数据出现的概率是相等的. 采用前文 2.1 部分所述消减技术生成单时段最优场景集.

图 2 为进行消减后的每一时段的场景集合, 将每一时段 85 个场景数据消减为 10 个. 从数据分布的形态上可以看出消减后的数据分布大致保持了原数据的分布形态. 图 3 为消减后各时段场景对应的概率, 图中柱状图的长度代表了对应场景值概率的大小, 且每一时段 10 个场景数据的概率和为 1.

单时段场景的验证分别从均值、方差、偏态、峰态四

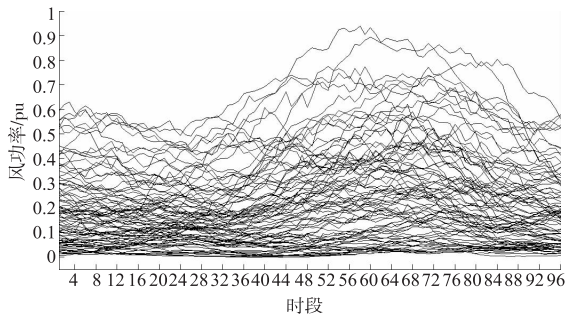


图1 原始数据

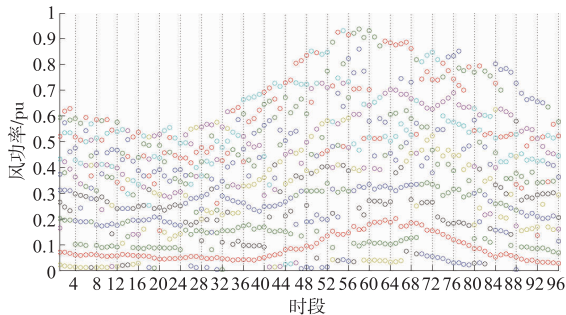


图2 消减后场景

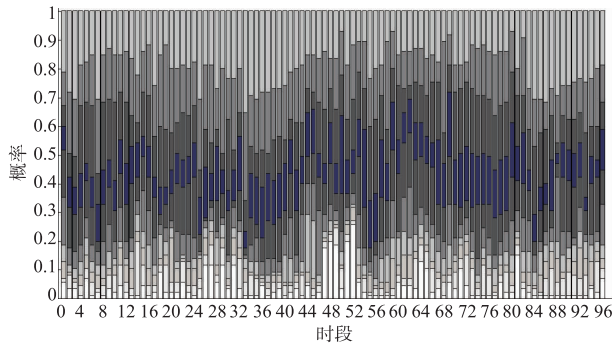


图3 各时段场景对应的概率

个方面的统计特性与原数据做一对比. 图4为单时段场景与原数据的均值误差, 其中均值序列的相关系数为0.9972. 图5、图6和图7分别是场景生成数据与原始数据在方差、偏态、峰态统计特性上的对比图, 图中中心线的波动情况反映了场景数据与原真实数据的差异程度, 波动越大, 差异程度越高. 由此可见, 该方法基本能够反映原始数据的统计特征, 均值与方差方面具有极高的相似度.

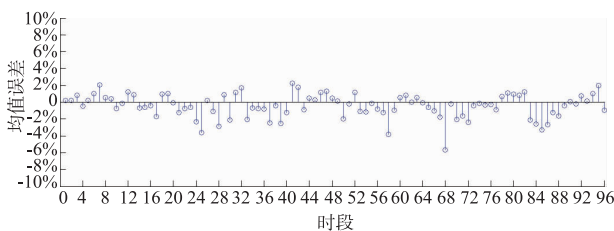


图4 各时段均值误差

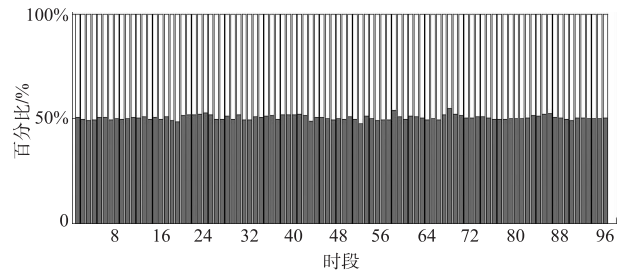


图5 方差统计特性

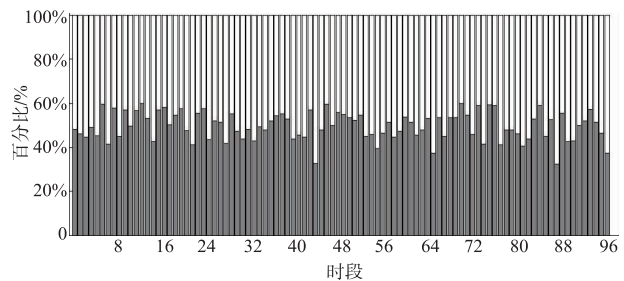


图6 偏态统计特性

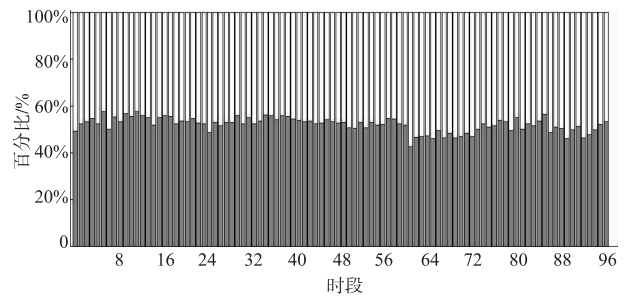


图7 峰态统计特性

3.2 能量收集场景的生成与验证

基于单时段生成的代表场景, 使用时齐的模拟退火算法分别生成序列个数为100、200、500的能量收集场景序列集, 以模拟单日能量收集情况.

图8给出了模拟退火算法适应度函数值随温度的变化过程. 为了避免运算时间过长, 算法的终止条件增加了最大迭代次数1000次的限制. 为了方便显示, 图中200和500个场景序列的适应度函数值被分别放大了5倍和10倍. 图9为生成的500个场景序列与原始数据的误差.

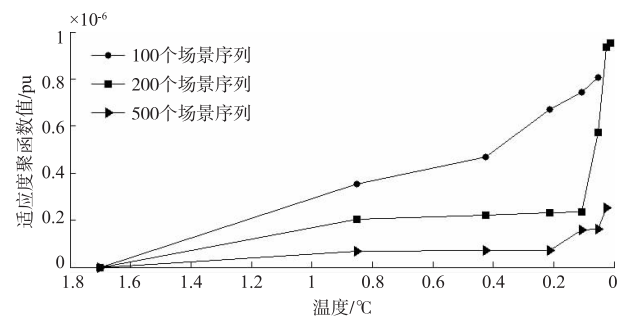


图8 适应度函数值变化曲线

日场景序列的验证分别从稳定性和准确性两方面进行.以 2016 年 5 月 8 日的风电功率预测值为例,利用前文得到的 500 场景序列误差,得出 2016 年 5 月 8 日可能发生的 500 个场景序列,如图 10 所示.

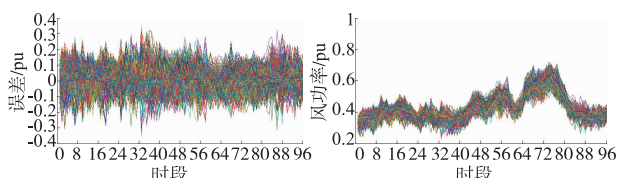


图9 能量收集场景
误差 (500) (左)

图10 2016年5月8日功率序列
场景 (500) (右)

(1)稳定性验证.具体验证方法如下:使用前文所述的场景生成方法,生成 N 个场景序列集合;选定一个优化问题,此处以后文中式(7)的优化问题为例,求得 N 个目标函数值;对比 N 个目标函数值之间的差异,差异的大小反映了场景生成方法的稳定程度:差异越小,稳定程度越高.

分别采用场景生成方法和随机抽样方法生成 $50(N=50)$ 个分别包含 100、200、500 个场景序列的场景集合,分别计算得出的目标函数值如下图 11 所示.从图中看出,基于场景生成技术的目标函数值均比随机抽样得到的目标函数值更为稳定,且随着场景集合规模的增大,稳定性越来越好.

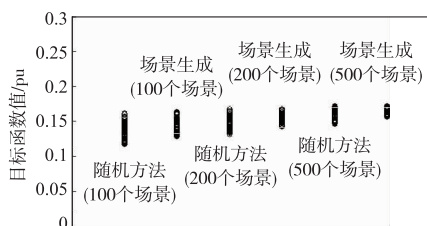


图11 稳定性验证结果

(2)准确性验证.具体验证方法如下:以 2016 年 5 月 8 日的风电功率真实值为标准,计算得出此时目标函数值为 0.1752;分别采用场景生成方法和随机抽样方法生成 $50(N=50)$ 个分别包含 100、200、500 个场景序列的场景集合,计算出 50 个场景集合目标函数的均值;对比均值与原真实值对应的目标函数的偏差.偏差结果如表 1 所示.可见,场景生成技术的准确度要高于随机方法,且随着场景规模的增大,准确度均有所提高.

表 1 准确性验证结果

场景数目	目标函数值/pu		偏差/%	
	随机方法	场景生成	随机方法	场景生成
100	0.1412	0.1460	19.41	16.67
200	0.1531	0.1552	12.61	11.42
500	0.1627	0.1653	7.13	5.65

4 基于场景生成技术的最优能量管理策略

本节将上文提出的能量收集场景生成技术应用于

能量收集无线网络吞吐量优化问题中,以验证该方法的可行性和有效性.

4.1 能量管理策略数学模型

假设能量收集网络节点配备了无限容量的可充电电池.考虑将一天分为 L 个时段,每一时段的长度为 T ,第 i 个时段的平均充电速率与平均消耗速率分别为 P_i 和 Q_i .因此在第 i 个时段中,系统收集了 $P_i T$ 单位的能量,消耗了 $Q_i T$ 单位的能量.其中 T 是足够大的,使得 $T \cdot 5 \log(1 + Q_i)$ 字节的数据可以被发送出去.电池的初始电量为零,则系统的能量因果约束可写作

$$\sum_{i=1}^l Q_i \leq \sum_{i=1}^l P_i l = 1, \dots, L \quad (4)$$

能量管理的目标就是依据每一时段中的平均充电速率 P_i ,在数据通讯之前求得 Q_i ,从而确定该时段中的码字平均功率.因此,优化问题转化为依据能量因果约束分配能量,从而使得 L 个时段的平均吞吐量最大.

$$\max \frac{1}{L} \sum_{i=1}^l \frac{1}{2} \log(1 + Q_i) \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l Q_i \leq \sum_{i=1}^l P_i l = 1, \dots, L$$

从上式中可以看出任何满足 $\sum_{j=1}^l Q_j < \sum_{j=1}^l P_j$ 的功率矢量都是严格次优的,因为 $\log(\cdot)$ 是一个单调递增的函数.因此上式可以看作 $l=L$ 的等式.

定义一:设 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 和 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 为 n 维的非负向量,且 $x_{(j)}$ 表示 X 中第 j 个最大的元素, $y_{(j)}$ 表示 Y 中第 j 个最大的元素.如果满足

$$\sum_{j=1}^k x_{(j)} \leq \sum_{j=1}^k y_{(j)} \quad k = 1, \dots, n-1 \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^n x_j \leq \sum_{j=1}^n y_j$$

则成向量 X 被向量 Y 优化,记作 $X \leq Y$.

从定义一可以得出,如果一个函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是 Schur 凸的,那么对于 $[x_1, x_2, \dots, x_n] \leq [y_1, y_2, \dots, y_n]$,有 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq f(y_1, y_2, \dots, y_n)$.同样,如果函数 $-f$ 是 Schur 凸的,那么函数 f 是 Schur 凹的.

引理一:如果函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{j=1}^l g(x_j)$,其中 $g(x)$ 是 Schur 凸的,那么函数 f 是 Schur 凸的.

由于函数 $\log(\cdot)$ 是凹函数,因此式子(5)中的约束条件是 Schur 凹的.因此最优优化问题(5)的最优解,即最优传输功率向量 $Q' = [Q_1', Q_2', \dots, Q_n']$,应满足对于所有的可行解 Q ,均有 $Q' \leq Q$.但应注意的是,虽然常数向量 $Q_i = \sum_{j=1}^l P_j / L$ 是可行的且被其他的可行向量优化,但其不在函数的可行解范围内,原因是:能量的因果约束决定了前一时段收集的能量可以用于后面的时

段,但如果大量的能量在其后时段收集的话,并不能均衡至之前的时段中.因此该最优化问题的解集构成了能量可行通道,而最优传输功率向量就是该通道内能够实现的分段线段的最大斜率集合.

$$C_c(i) = \sum_{j=1}^i P_j, i = 1, \dots, L \quad (7)$$

$$C_c(0) = 0$$

定义累积能量如式(7)所示.为了尽可能地使功率矩阵趋于常数,那么累积消耗的能量将是累积能量收集曲线 $C_c(i)$ 下放能量可行通道内斜率最大的分段线段.因此,算法将 L 个时段分割为 K 个功率常数区间,每一区间内的功率值为一常数, $L_k + 1 \leq i \leq L_{k+1}$, $k = 1, 2, \dots, K$,且 $L_1 = 0, L_{K+1} = L$.其余的 L_k 由下式决定:

$$L_k = \arg \min_{i \in \{L_{k-1}+1, \dots, L\}} \frac{C_c(i) - C_c(L_{k-1})}{i - L_{k-1}} \quad (8)$$

可见,一旦求解出能量可行通道内斜率最大的线段时, Q'_i 在第 k 个功率区间中就变成了常数.因此,最优功率向量为:

$$Q'_i = \frac{C_c(L_k) - C_c(L_{k-1})}{L_k - L_{k-1}}, i = L_{k-1} + 1, \dots, L_k \quad (9)$$

于是通过式(8)和式(9)求得的向量 Q' ,即为最优化问题(5)的最优可行功率向量.

4.2 数值计算

通过能量管理策略的数学模型可以得出,最优能量管理算法,将能量收集序列 $[P_1, P_2, \dots, P_L]$ 作为输入,输出是最优功率向量 $[Q'_1, Q'_2, \dots, Q'_n]$.此处,我们对比如下四种能量管理策略所能实现的系统吞吐量.应注意的是由于文中一直使用了功率的标么值,因此求解出的系统吞吐量,也是标么化的.

(1)策略一:假设系统知道能量收集的真实数据,即策略设计者知道每一时段真实的能量收集功率,从而每一时段系统完成数据任务消耗的能量等于系统收集的真实能量,该策略提供了系统能够实现的系统最大吞吐量,即吞吐量上界;

(2)策略二:无能量管理算法,即每一时段的数据通信功率等于该时段能量收集功率预测值,即 $Q_i = P_i$,该算法提供了系统吞吐量的下界;

(3)策略三:最优能量管理算法,使用能量场景生成技术作为优化算法的输入,通过前一节式(7)求解得出最优功率向量,从而计算每天的平均吞吐量;

(4)策略四:使用文献[18]中基于排队论 $G/G/1/\infty$ 的建模方法,以节点最低耗尽概率求解式(7)中的优化问题,计算并绘制日平均吞吐量.

使用从2016年6月19日至2016年7月1日的风电功率数据进行验证,通过计算,得出每一天四种算法能够实现的系统吞吐量,如图12所示.从图中可以看

出,基于能量收集场景生成技术的能量管理策略能够实现大于无能量管理策略的系统吞吐量,更好地利用了系统收集的能量,提高了新能源的利用率.而策略四由于需假设能量收集速率和能量消耗速率,这两个参数在实际应用中无法提前预知,只能使用预测值进行优化求解,因此出现部分天数中当能量收集速率较前一日升高时,吞吐量略低于下限的情况.但同时也看出,由于受到算法迭代次数的限制,部分天数中最优能量管理算法所实现的系统吞吐量和其上界仍有一段差距.

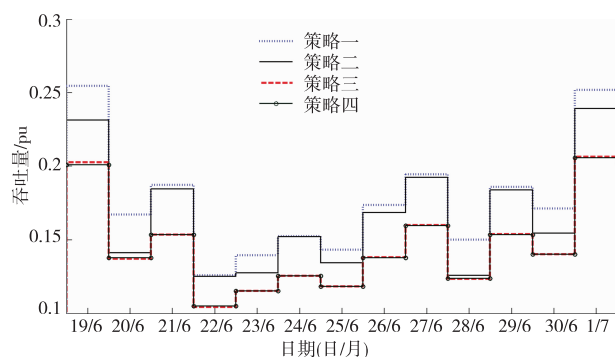


图12 四种策略分别实现的网络吞吐量

5 总结与展望

本文在简述能量收集网络的技术研究现状及其对传统网络带来的挑战的基础上,分析了当前能量收集模型的不足,提出了基于场景生成的能量收集网络模拟方法,用以准确模拟能量收集网络中能量收集的随机性与不确定性.通过对能量场景生成算法稳定性和准确性的验证,说明了该方法能够模拟能量收集过程,实现较高的精度和准确度.本文的研究可以为能量收集网络的能量规划和系统运行提供了一种新的思路.

参考文献

- [1] Ulukus S, Yener A, Erkip E, et al. Energy harvesting wireless communications: a review of recent advances [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(3): 360-381.
- [2] Lu X, Wang P, Niyato D, et al. Wireless networks with RF energy harvesting: a contemporary survey [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 17(2): 757-789.
- [3] [OL] www.eh-network.org, 2018.
- [4] Ozel O, Ulukus S. Achieving AWGN capacity under stochastic energy harvesting [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(10): 6471-6483.
- [5] Ozel O, Ulukus S. AWGN channel under time-varying amplitude constraints with causal information at the transmitter [A]. Asilomar Conference on Signals [C]. IEEE, 2011, 373-377.

- [6] Tutuncuoglu K, Ozel O, Yener A, et al. Binary energy harvesting channel with finite energy storage [A]. IEEE International Symposium on Information Theory Proceedings [C]. IEEE, 2013, 1591 – 1595.
- [7] Yang J, Ulukus S. Optimal packet scheduling in an energy harvesting communication system [J]. IEEE Transactions on Communications, 2010, 60(1): 220 – 230.
- [8] Ozel O, Tutuncuoglu K, Yang J, et al. Transmission with energy harvesting nodes in fading wireless channels: optimal policies [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(8): 1732 – 1743.
- [9] Ho C K, Zhang R. Optimal energy allocation for wireless communications with energy harvesting constraints [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 60(9): 4808 – 4818.
- [10] Michelusi N, Stamatiou K, Badia L, et al. Operation policies for energy harvesting devices with imperfect state-of-charge knowledge [A]. IEEE International Conference on Communications [C]. IEEE, 2012. 5782 – 5787.
- [11] Testa D D, Michelusi N, Zorzi M. On optimal transmission policies for energy harvesting devices: the case of two users [A]. Tenth International Symposium on Wireless Communication Systems [C]. IEEE, 2013. 1 – 5.
- [12] Michelusi N, Badia L, Carli R, et al. Energy management policies for harvesting-based wireless sensor devices with battery degradation [J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, PP(69): 1 – 14.
- [13] Jaggi N, Kar K, Krishnamurthy A. Rechargeable sensor activation under temporally correlated events [J]. Wireless Networks, 2009, 15(5): 619 – 635.
- [14] 万晓榆, 冯小龙, 王正强, 等. 基于能量采集异构蜂窝网络的功率分配算法研究 [J]. 电子学报, 2017, 45(9): 33 – 43.
- WAN Xiao-yu, FENG Xiao-long, WANG Zheng-qiang, et al. Power allocation algorithm for heterogeneous cellular networks based on energy harvesting [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(9): 33 – 43. (in Chinese)
- [15] 丁长文, 杨霖, 李高祥. 能量收集双向中继网络的高能效联合中继选择和功率分配算法 [J]. 电子学报, 2017, 45(5): 1124 – 1129.
- Ding C W, Yang L, Gao-Xiang L I. Energy-efficient relay selection and power allocation for energy harvesting two-way relay network [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(5): 1124 – 1129. (in Chinese)
- [16] 雷维嘉, 江雪, 左莉杰, 等. 能量收集系统中基于能量协同和协同干扰的保密传输方案 [J]. 电子学报, 2017, 45(1): 67 – 73.
- Lei W J, Jiang X, Zuo L J, et al. A secure transmission scheme for wireless energy harvesting systems via energy cooperation and cooperative jamming [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(1): 67 – 73. (in Chinese)
- [17] Liu J, Dai H, Chen W. Delay optimal scheduling for energy harvesting based communications [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(3): 452 – 466.
- [18] Cai L X, Liu Y, Luan T H, et al. Sustainability analysis and resource management for wireless mesh networks with renewable energy supplies [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(2): 345 – 355.
- [19] Chiasson J, Vairamohan B. Estimating the state of charge of a battery [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2005, 4(3): 465 – 470.

作者简介



王 哲 男, 1991 年出生于河南南阳, 广西大学电气工程学院博士研究生, 研究方向为无线网络、智能信息技术。
E-mail: designbyyili@163.com



李陶深 男, 1957 年出生于广西南宁, 广西大学计算机与电子信息学院教授, 博士生导师, 研究方向为无线 Mesh 网络、网络计算与信息安全、分布式工程数据库、CAD 理论及应用。