

基于预测技术的基站太阳能高效利用



A Solar Energy Efficient Utilization Method for Communication Base Station Based on Prediction Technology

熊勇/XIONG Yong, 刘明明/LIU Mingming,
胡先红/HU Xianhong

(中兴通讯股份有限公司, 中国 深圳 518057)
(ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202204010

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20220722.1550.010.html>

网络出版日期: 2022-07-25

收稿日期: 2022-06-08

摘要: 在日照资源充足的地区, 大量通信基站配置了太阳能板和光伏充电模块, 通过优先利用太阳能来减少市电电费开支。但是太阳能有较大的随机性和不确定性, 实际中难以被充分利用。针对这个问题, 提出了一种基于神经网络的方法。该方法通过实时采集的光照强度、温度和负载功率, 结合天气预报、历史同期数据等, 并借助神经网络的暴力计算, 实现了太阳能产能和负载用能的预测; 以高循环性能锂电池作为储能调用, 实现了太阳能的主动、高效利用, 减少了太阳能浪费及电费开支。

关键词: 太阳能; 铁锂电池; 神经网络; 预测

Abstract: In the areas with abundant sunshine, a large number of communication base stations are equipped with solar panels and photovoltaic charging modules, so as to reduce the electricity cost by giving priority to the use of solar energy. However, solar energy has great randomness and uncertainty, so it is difficult to make full use of it in practice. In order to solve this problem, a method based on a neural network is proposed. Through the real-time collection of light intensity, temperature, and load power, combined with the weather forecast, and historical data of the same period, the prediction of solar energy production capacity and load energy consumption is realized through the violent calculation of a neural network. The high cycle performance lithium battery is used as energy storage to realize the active and efficient utilization of solar energy, reducing the waste of solar energy and electricity expenses.

Keywords: solar energy; lithium-iron battery; neural network; prediction

2018年, 中国三大电信运营商的电费支出高达500亿元人民币, 占运营开支的15%以上。2019年6月6日, 工业和信息化部向运营商颁发5G牌照, 这标志着中国进入5G商用元年^[1]。5G万物智联会带来海量数据。海量数据引发的电力消耗必将成倍增长。预计到2025年, 通信行业将消耗全球20%的电力。

5G通信网络的功耗是4G网络的2~3倍。在5G时代, 巨额电费支出可能会吞噬掉运营商的所有利润, 甚至导致运营商陷入严重亏损的困境。在通信网络中, 基站的耗电量是最大的——约80%的能耗来自广泛分布的基站。如何降低通信基站的能耗, 减少电费开支, 保障5G网络的顺利部署和应用, 是所有的电信运营商、设备供应商都在全力攻克的重大的技术难关。一方面, 运营商要求各大设备商尽量降低主设备的功耗, 实现“节流”, 如中国移动通过精准建网降低5G能耗^[2]; 另一方面, 运营商也在努力寻找“开源”途径,

比如在日照和风力等自然资源充足的地区优先利用太阳能和风能, 以减少市电的使用, 降低电费开支。

目前, 在亚洲、非洲、南美等地区, 大量通信基站都已经配置太阳能板和光伏充电模块, 但太阳能资源的实际利用并不理想。由于太阳能有较大的随机性和不确定性, 不像常规能源一样稳定、可调可控, 而基站供电系统又有很高的稳定性、安全性和可靠性要求, 因此太阳能的利用比较被动和低效。对此, 目前行业内的做法普遍是在日照充足时, 让太阳能给设备供电, 然后用多余能量给电池充电; 但实际上会经常出现电池充满后太阳能白白浪费的情况, 这就是普遍存在的弃光现象。

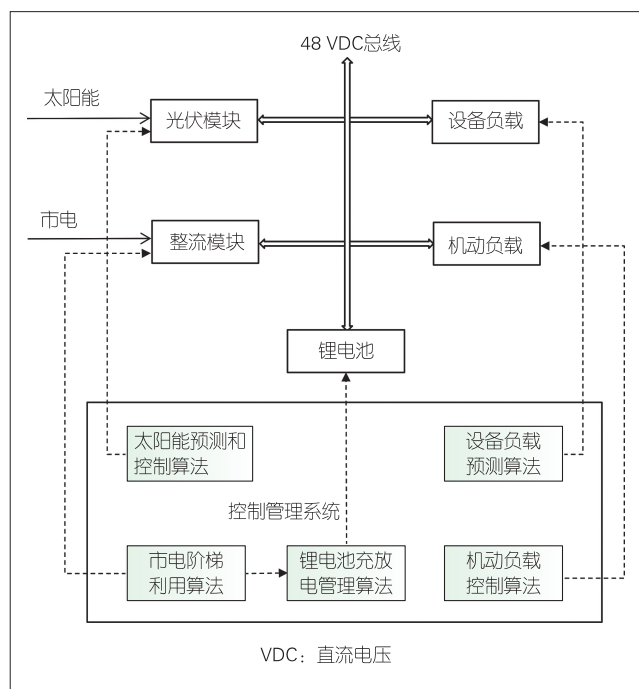
针对以上问题, 本文提出一种基于大数据技术和神经网络的方法, 通过实时采集光照强度、温度和负载功率, 结合天气预报、历史同期数据等, 通过神经网络的暴力计算, 实现太阳能产能和负载用能的预测, 并以高循环性能锂电池作

为储能调用,实现太阳能的主动、高效和最大利用,以减少太阳能浪费及市电消耗,达到保护环境的目的。同时,这种方法能够帮助运营商降低电费开支,助力5G网络的快速部署和应用。

1 总体设计思路

1.1 系统组成

本技术方案是基于当前普通通信电源系统的智能化升级改造而提出的。如图1所示,系统包括光伏模块、整流模块、设备负载、机动负载、锂电池和控制管理系统6个部分。其中,光伏模块实现从太阳能电池方阵60~150 V直流电压(VDC)到-48 VDC的转换;整流模块则实现从交流市电到-48 VDC的转换;设备负载包括基站内的传输基带单元(BBU)、射频(RF)、功放(PA)等;机动负载包括机房空调、新风系统等辅助用电设备;锂电池为高循环性能锂电池,作为太阳能供给和设备负载需求间的缓冲和平衡;控制管理系统为系统的核心,包括太阳能预测和控制、设备负载预测、机动负载控制、市电阶梯利用和锂电池充放电管理5个算法模块,分别负责前5个部分的控制和管理。



▲图1 整体系统设计图

1.2 控制管理系统的实现思想

除了控制管理系统外,其他组成部分和常规通信电源系

统并无差异。因此,本文重点考虑控制管理系统的实现,实现方法包括以下几种:

(1) 控制管理系统中的太阳能预测和控制算法。一方面调节光伏模块的输出电压和电流,以保障电池的稳定供电,另一方面通过神经网络(NN)预测次日太阳能的输出功率。

(2) 设备负载预测算法。通过NN预测次日设备负载的消耗功率。业界基于长短时记忆(LSTM)的网络流量预测实现算法是一个很好的参考^[9]。

(3) 锂电池充放电管理算法。除了完成正常的电池充放电控制外,更实现了供需双方的缓冲和平衡:日照充足时(盈余时段),太阳能给设备供电,多余能量给锂电池充电;夜晚或阴天时(欠缺时段),系统优先调用电池储存的电能,即进行电池放电。按照预先设定的计划,电池放电优先在市电电价高区时段进行;同时,放电量也预先做好计划,由电池允许的放电深度和下次电池可充入的太阳能联合确定。

(4) 市电阶梯利用算法对市电电价时区阶梯排序。其中,高电价区由电池放电供电,低电价区由市电和整流模块供电。

(5) 机动负载控制算法进一步实现太阳能的高效利用:在日照充足时,太阳能除了给设备供电、电池充电外,还可以在能量富足时使系统启动空调、热交换器等机动负载设备,以实现一定程度的蓄冷,减少太阳能的浪费。

2 具体实现步骤

(1) 数据采集。采集或获取历史运行数据中的每日太阳能电池方阵光照强度、室外气温、光伏发电功率、设备负载消耗功率等数据。例如,当数据采集周期为5~10 min时,每天就有144~288组数据。

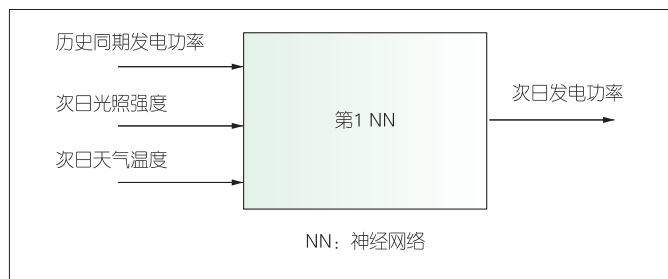
(2) 数据处理。为建立神经网络所需要的样本数据,系统需要对数据进行预处理。预处理操作包括解析、清洗、规约等。数据解析包括输入特征数据的格式解析和转换,以保证数据能够被系统有效识别。数据清洗主要是去除数据集中的噪声数据,防止对系统和算法的干扰,保证业务特征数据的有效性。数据规约是在特定条件下对数据进行有效精简,以降低系统负荷。然后系统再对这些数据进行归一化处理,比如按照 $X^* = (X_{\text{real}} - X_{\text{min}}) / (X_{\text{max}} - X_{\text{min}})$ 公式进行归一化处理,使得所有数据处于(0, 1)之间。其中, X^* 为归一化处理后的数据, X_{real} 为数据样本的原始值, X_{max} 为数据样本的上限值, X_{min} 为数据样本的下限值。

(3) 设立训练集、验证集和测试集。按照常规6:2:2的样本比例进行设立。

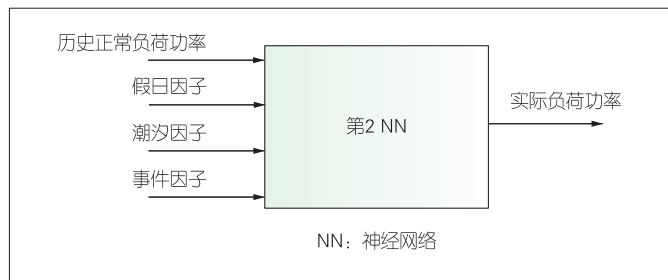
(4) 构建并训练太阳能产能预测模型。以历史同期光伏

发电功率、每日光照强度和气温为输入参数，同时以每日光伏实际发电功率为输出参数，构建并训练如图2所示的第1 NN模型。

(5) 构建并训练设备负荷预测模型。以历史正常同期负荷功率、影响因素（如节假日、潮汐、区域事件等）为输入参数，同时以每日设备实际负荷功率为输出参数，构建并训练如图3所示的第2 NN模型。



▲图2 太阳能产能预测模型



▲图3 设备负荷预测模型

(a) 历史正常同期负荷功率的取值为大数据中历史同期正常均值。

(b) 节假日影响因子 F_{holiday} 为 (0, 1) 间的特征参数值，并根据人工经验约定。例如，对于某居民小区来说，正常工作日 F_{holiday} 为 0，双休日 F_{holiday} 为 0.1，春节长假 F_{holiday} 为 0.25。

(c) 潮汐影响因子 F_{tide} 为 (0, 1) 间的特征参数值，并根据人工经验约定。例如，对于某工业园来说，工作时间段 F_{tide} 为 0.7，加班时间段 F_{tide} 为 0.5，深夜段 F_{tide} 为 0.3 等。

(d) 区域事件影响因子 F_{event} 为 (0, 1) 间的特征参数值，并根据人工经验约定。例如在某一区域，正常 F_{event} 为 0，有商业营销活动 F_{event} 为 0.1，集会 F_{event} 为 0.2，演唱会 F_{event} 为 0.3。

(6) 部署模型。两个模型经过训练和优化后，可根据实际环境进行部署：既可以部署于统一网络管理系统（UME）上，以充分利用云端强大的算力资源，并支持实时或在线的训练，也可以通过增加计算棒等方式，通过 uSmartInsight 等人工智能平台把模型压缩、剪枝和优化后^[4]部署在边缘侧，

如现场监控单元（FSU）上。

(7) 控制管理系统运行各模型和算法，在运行两个 NN 模型预测次日发电量和负荷量后，制定太阳能富余区利用计划、太阳能欠缺区的电池放电计划，并按照计划进行电池充放电、市电供电和机动用电等控制动作。下面，我们就针对这个步骤展开说明。

3 充放电计划的制定与实施

3.1 单峰基础场景

为简化分析，我们首先考虑一个基础场景，并假设某日全天 24 h 天气晴朗，太阳能发电量稳定，全天可以看成是一个正态分布曲线（两端低点为早晚时刻，中间高点为午时），某办公场景的负载用电量同样也符合正态分布（休息时段为业务低谷，工作时段为业务高峰）。图4展示了一个发电量和用电量稳定的基本模型，即典型站点光伏发电功率和负载用电功率的单峰模型。

据此，我们对基础模型进行分析和推导，找到最大化利用太阳能的充放电计划和算法。图5为太阳能富余区最大化利用策略图。图6为太阳能一个完整的放电和充电周期策略图。

我们可以参照如下步骤进行实施：

(1) 参照图4，该模型起始时刻为 t_x ，终止时刻为 t_y ，光伏发电功率为 f_1 ，负载用电功率为 f_2 。发电功率曲线和用电功率曲线在 t_1 和 t_2 两个时刻点相交。 $t_x \sim t_1$ 和 $t_2 \sim t_y$ 两个区间， $f_2 > f_1$ ，太阳能供给不足（夜晚或阴天），称为谷区；而 $t_1 \sim t_2$ 区间， $f_2 < f_1$ ，太阳能供给盈余（日照充足），称为峰区。

(2) $t_x \sim t_1$ 和 $t_2 \sim t_y$ 两个谷区太阳能供给不足，欠缺电量分别为 SL_0 和 SL_1 ；峰区 $t_1 \sim t_2$ 盈余电量为 SH 。通过各时段 f_1 和 f_2 差值积分可得 $S = \int_{t_1}^{t_2} (f_1 - f_2) dt$ 。其中， S 为太阳能欠缺电量或者太阳能盈余电量， t_0 和 t_1 分别表示该区间的起始和终止时刻。如需要计算 SH ，可令 $t_0 = t_1$ 、 $t_1 = t_2$ 。

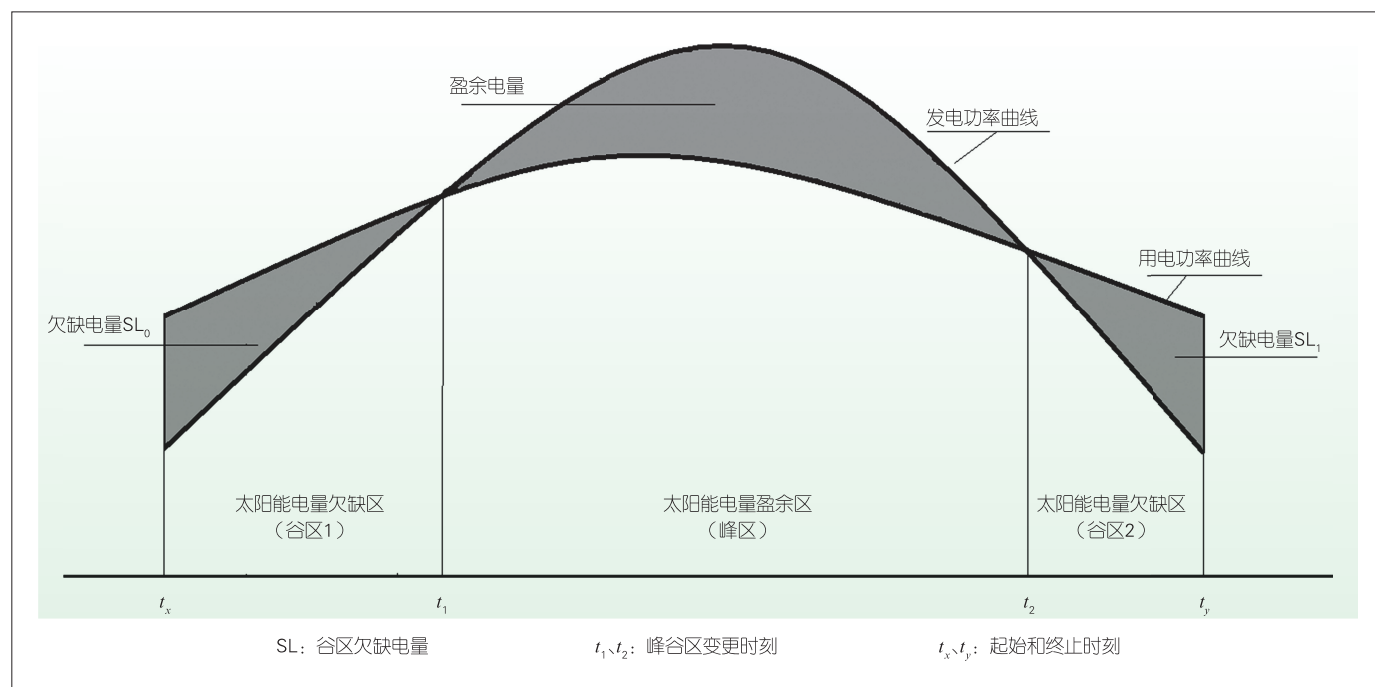
(3) 运行第1 NN、第2 NN模型，推理输出次日光伏发电功率预测值 f_1 、次日负载用电功率预测值 f_2 。其中，第1 NN模型中的每日光照强度值为天气预报值和历史同期相近天气状况下采集量的加权值。比如，天气预报显示次日某时刻光照强度 p_1 为 5.2 万 lx，而在大数据中历史相近时刻和天气状况下的实际光照采集量 p_2 为 4.5 万 lx，则最终该输入参数为 $p_1 \times 0.9 + p_2 \times 0.1 = 5.13$ 万 lx。 f_1 和 f_2 预测值每日共有 144 个（预测周期为 10 min）。

(4) 参照图4，在笛卡尔坐标中绘制 f_1 、 f_2 全天内变化曲

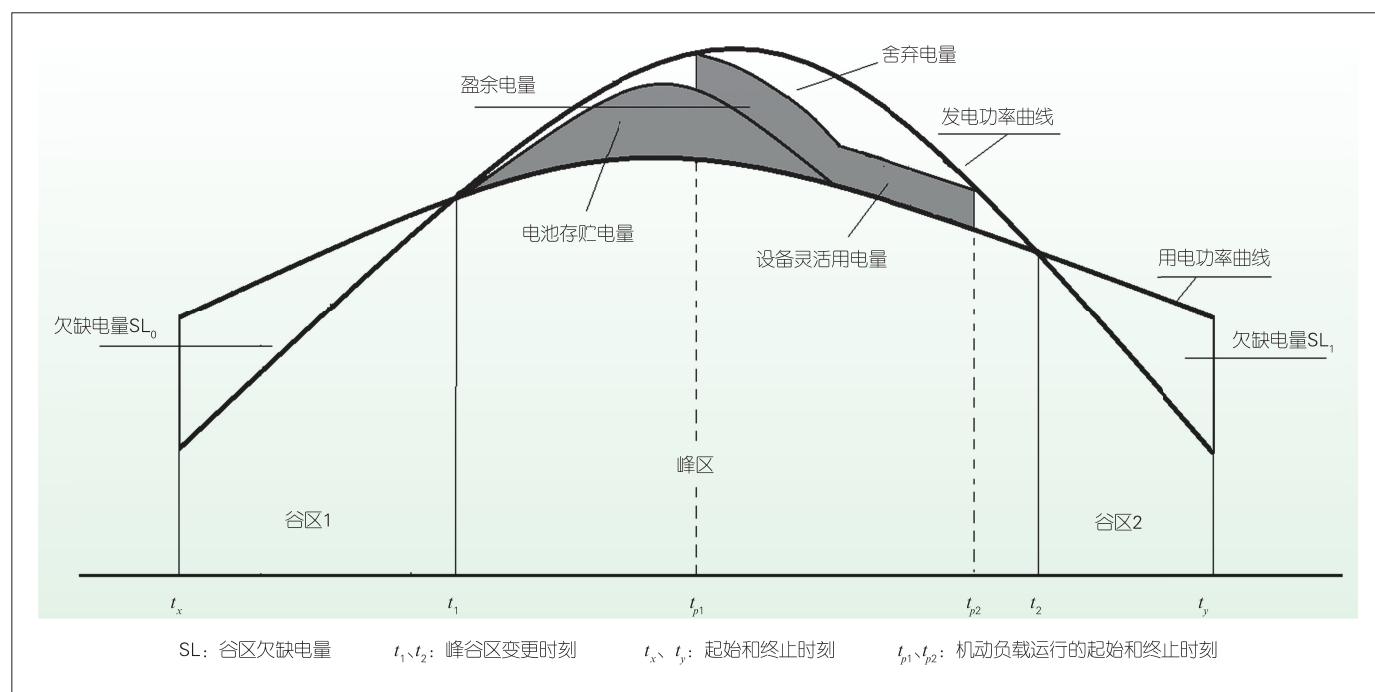
线,起始时间 t_x 为00:00,终止时刻 t_y 为24:00。显然,谷区1和谷区2的欠缺电量 SL_0 和 SL_1 需要市电或电池来补充,而峰区的盈余电量 SH 可待最大化利用。

(5) 参照图5,规划峰区中盈余电量 SH 的利用计划。定义3个电量:电池存贮电量 S_1 、机动设备灵活用电量 S_2 、舍弃电量 S_3 ,它们的和等于 SH 。显然, $S_1 \leq SH$ 。

(6) 参照图6,规划谷区中欠缺电量的补足计划。由于当日 t_y 和次日 t_x 时刻重叠,因此我们对当日 $t_2 \sim$ 次日 t_1 连续时间统一部署补足计划。该时间内总欠缺电量 $SL =$ 欠缺电量 SL_1 (当日)+欠缺电量 SL_0 (次日),而电池总放电量为 S_4 。显然, $S_4 \leq SL$ 。由于电池实现了满充电,同时考虑充电效率 η ,因此有: $S_4 = S_1 \times \eta$ 。



▲图4 太阳能发电和负载用电的基本模型(单峰模型)



▲图5 单峰模型下太阳能富余区最大化利用策略

区, $S_4=S_4-1+S_4-2+S_4-3+\dots+S_4-m$ 。其中 S_4-1 为 T_1 时区内分配到的放电量, S_4-2 为 T_2 时区内分配到的放电量, 依次类推, 直到分配完为止。

(c) 显然, 电价从高到低排序的时区为 T_1 、 T_2 、 T_3 …… T_m , 并不一定是时间的先后次序。我们最终要按照时间顺序来执行各时区内的电池放电计划。图6示例中有5个阶梯时区, 时间先后次序分别是 T_2 、 T_3 、 T_5 、 T_4 、 T_1 区。实际电池放电的执行过程具体如下。

• T_2 时区: 按照分配计划, 在 T_2 的起始时刻电池开始放电, 当放出的电量达到预定值 S_4-2 后停止放电。本例中 $S_4-2 < ST_2$, 表明 T_2 前半时段电池放电补足, 后半时段需要市电补足。

• T_3 、 T_5 、 T_4 时区: 没有电池放电计划, 全部时段由市电补足。

• T_1 时区: 按照分配计划, 在 T_1 的起始时刻电池开始放电, 在放出电量达到预定值 S_4-1 后, 停止放电。本例中 $S_4-1 = ST_1$, T_1 整个时段都放电。

3.2 多峰复杂场景

由于受到天气变化、负载波动等影响, 实际场景会更为复杂。光伏发电功率曲线 f_1 和负载用电功率曲线 f_2 会存在多个相交点, 会出现多个谷区、多个峰区的情况。图7展示了一个有6个相交点、3个峰区、4个谷区的多峰模型。图8为相应的充放电策略示意图。

对于多峰模型, 我们可以将其抽象成一个单峰模型。单峰区时段为从第一个相交点时刻到最后一个相交点时刻的区间, 即图8中的 $t_1 \sim t_6$ 时区 (只不过在峰区有波动而已)。因此, 多峰模型下的所有步骤和算法均得以简化 (与单峰模型相似, 并可直接借用)。唯一的区别在于多峰模型需要寻找

各个相交时刻点最合适的电池荷电状态SOC, 以保障整个波动区中电池存贮的电能达到最大值, 即太阳能得到最大化利用。

(1) 定义电池充电效率为 η , 电池允许的最大DOD和可放出的最大电池容量 S_{dmax} 为 K_d , 则可充入的最大电池容量 $S_{cmax} = K_d/\eta$, 而电池SOC最小值 $SOC_{min} = 1 - K_d$ 。

(2) 对 f_1 和 f_2 的所有相交点 (图8中为 $t_1 \sim t_6$) 进行分析:

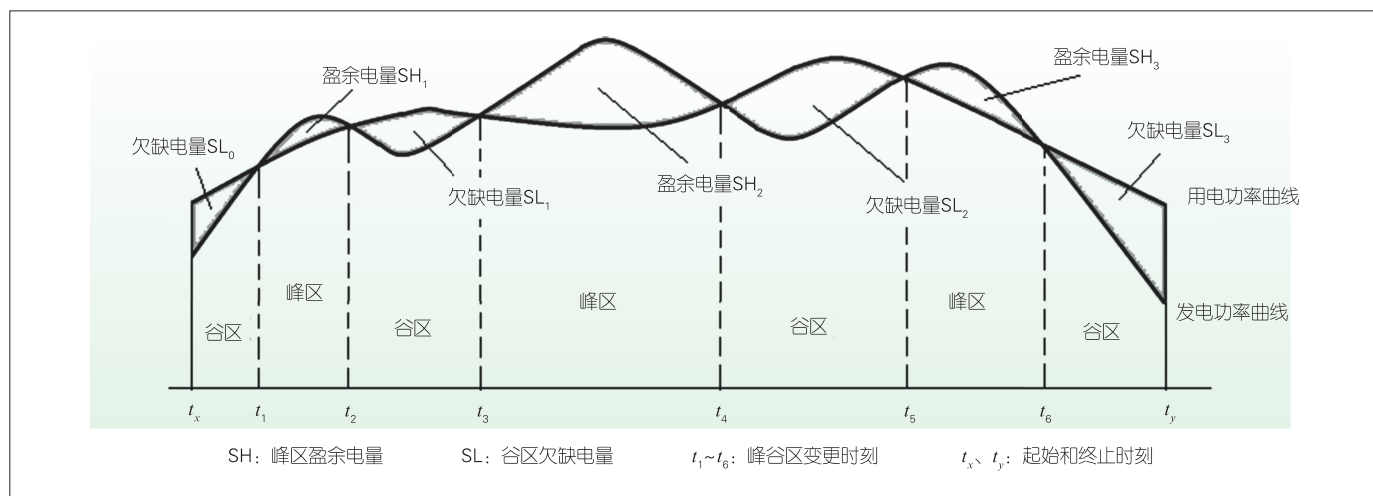
(a) 确定各峰谷区充入/放出的电池容量范围。峰区1、2、3的盈余电量分别为 SH_1 、 SH_2 和 SH_3 , 因此, 电池可充入容量分别是 $TC_1 = \min(S_{cmax}, SH_1/Crated/Vrated, \Delta C_1)$ 、 $TC_2 = \min(S_{cmax}, SH_2/Crated/Vrated, \Delta C_2)$ 、 $TC_3 = \min(S_{cmax}, SH_3/Crated/Vrated, \Delta C_3)$ 。其中, ΔC_1 、 ΔC_2 、 ΔC_3 分别是各峰区时段电池电流积分计算的最大容量增量。谷区1、2的欠缺电量分别为 SL_1 和 SL_2 , 电池放出电量分别为 $SD_1 = \min(S_{dmax}, SL_1/Crated/Vrated)$ 、 $SD_2 = \min(S_{dmax}, SL_2/Crated/Vrated)$ 。

(b) 定义各峰谷区充入/放出的电池电量, 即图8中的阴影部分中的电池充入电量 SC_n (n 取值为1、2、3) 和放出电量 SD_n (n 取值1、2)。显然, $SC_n \leq TC_n < 1.0$, $SD_n \leq TD_n < 1.0$ 。而太阳能的总利用量为:

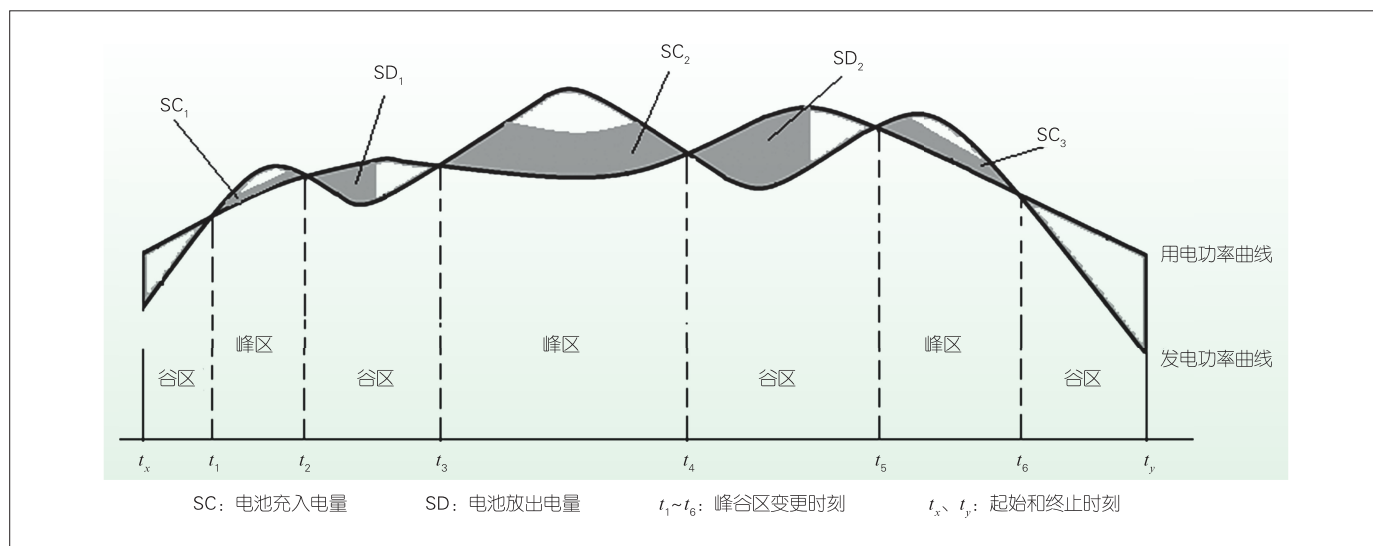
$$SC = \sum_{n=1}^3 SC_n \quad (4)$$

(c) 根据各区间电量的变化, 列出 $t_2 \sim t_6$ 各时刻点电池容量方程组:

$$\begin{cases} SOC(t_1) + SC_1 = SOC(t_2) \\ SOC(t_2) - SD_1 = SOC(t_3) \\ SOC(t_3) + SC_2 = SOC(t_4) \\ SOC(t_4) - SD_2 = SOC(t_5) \\ SOC(t_5) + SC_3 = SOC(t_6) \end{cases} \quad (5)$$



▲图7 太阳能发电和负载用电的复杂模型(多峰模型)



▲图8 多峰模型下的电池充放电策略

以及约束条件组：

$$\begin{cases} SC_1 \leq TC_1 \\ SC_2 \leq TC_2 \\ SC_3 \leq TC_3 \\ SD_1 \leq TD_1 \\ SD_2 \leq TD_2, \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} SOC_{\min} \leq SOC(t_1) \leq 1.0 \\ SOC_{\min} \leq SOC(t_2) \leq 1.0 \\ SOC_{\min} \leq SOC(t_3) \leq 1.0 \\ SOC_{\min} \leq SOC(t_4) \leq 1.0 \\ SOC_{\min} \leq SOC(t_5) \leq 1.0 \\ SOC_{\min} \leq SOC(t_6) \leq 1.0. \end{cases} \quad (7)$$

通过对上述方程组求解，我们可得到 $SOC(t_1)$ 、 $SOC(t_2)$ 、 $SOC(t_3)$ 、 $SOC(t_4)$ 、 $SOC(t_5)$ 、 $SOC(t_6)$ 的值，进而获得各峰谷区的电池充放电策略。

(d) 根据上述方程组和约束条件组，联合求解所有时刻点的 $SOC(t_n)$ ， n 取值为 1~6。在众多 $SOC(t_n)$ 求解中，太阳能总利用 SC 最大的那一组求解值可作为最优解。

• 采用离散值求解法，具体思路如下：设定 SOC 精度为 0.01，所有 SOC 取值范围构成一个有限离散值集合。假设 $SOC_{\min}$ 为 0.20，那么 $SOC(t_n)$ 取值范围为 {0.20, 0.21, 0.22, ..., 0.98, 0.99, 1.00}，共 81 个离散值。结合方程组和约束条件，使用遍历、折半等算法，我们就很容易找到所有 $SOC(t_n)$ 有效值中 SC 最大的那一组值。

• 依次以各充电结束时刻点（图中 t_6 、 t_4 、 t_2 时刻）电池满容量为前提条件，遍历求解：

如 $SOC(t_6) = 1.0$ ，遍历求解所有 $SOC(t_n)$ 值，计算对

应 SC；取出 SC 最大的一组解 K_1 。

如 $SOC(t_4) = 1.0$ ，遍历求解所有 $SOC(t_n)$ 值，计算对应 SC；取出 SC 最大的一组解 K_2 。

如 $SOC(t_2) = 1.0$ ，遍历求解所有 $SOC(t_n)$ 值，计算对应 SC；取出 SC 最大的一组解 K_3 。

• 比较 K_1 、 K_2 、 K_3 3 组解中的 SC 值，其中最大值的那组解 $SOC(t_n)$ 可作为最优解。

(e) 根据最优解 $SOC(t_n)$ ，完成 $t_1 \sim t_6$ 时间内的电池充放电计划。这里我们以图 8 作为示例来进行说明。

• 按照上一步骤得到 $SOC(t_1)$ 、 $SOC(t_2)$ 、 $SOC(t_3)$ 等值；

• 在峰区 1 起始时刻 t_1 ，对电池进行充电，当容量到达 $SOC(t_2)$ 值后停止；

• 在谷区 1 起始时刻 t_2 ，对电池进行放电，当容量到达 $SOC(t_3)$ 值后停止；

• 在峰区 2 起始时刻 t_3 ，对电池进行充电，当容量到达 $SOC(t_4)$ 值后停止；

• 在谷区 2 起始时刻 t_4 ，对电池进行放电，当容量到达 $SOC(t_5)$ 值后停止；

• 在峰区 3 起始时刻 t_5 ，对电池进行充电，当容量到达 $SOC(t_6)$ 值后停止；

另外，可参考单峰模型中的峰区盈余电量利用计划算法，即在 3 个峰区内启动制冷设备等机动用电设施，以尽量利用多余的太阳能。

4 结束语

先通过神经网络技术来预测次日太阳能发电功率和基

站设备负载功率,规划好下一个太阳能供给盈余时区的能量利用策略(包括电池充电和机动负载用电),再制定前一个太阳能供给不足时区内的供电策略(调用电池储存电能),既保障了电池充放电的平衡和太阳能的最大化利用,也保障了电池储能的调用时机处于市电高电价区间。最终,对太阳能的高效利用以及精确控制的电池充放电策略,实现了降低电费开支的目标。在某运营商的实验站点进行了初步验证,试点站月度利用的太阳能发电量从1 036 kW·h提高到1 190 kW·h,太阳能利用率提升约15%。由此可见,本文所提方法具备较好的工程应用和参考价值。

参考文献

- [1] 李珊,张春明,汪卫国. 5G商用起步,融合应用蓬勃兴起[J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(6): 2-7. DOI:10.12142/ZTETJ.201906001
- [2] 陈卓. 面向toB应用,精准建网降低5G能耗[J]. 通信世界, 2020, (27): 17-19
- [3] 王海宁,袁祥枫,杨明川. 基于LSTM与传统神经网络的网络流量预测及应用[J]. 移动通信, 2019, 43(8): 37-44
- [4] 韩炳涛. 人工智能平台助力算法研发和应用部署[EB/OL]. (2019-08-27) [2022-06-10]. <https://www.zte.com.cn/china/about/magazine/zte-technologies/2018/6-cn/expert-view/Tech-Article.html>

作者简介



熊勇, 中兴通讯股份有限公司数字能源产品经营部研发总工; 主要研究方向电池管理、动环监控、节能降耗、智能运维等; 获得国家发明专利20余项。



刘明明, 中兴通讯股份有限公司数字能源产品经营部副总经理; 主要研究方向通信电源、混合能源、新能源等; 获得国家发明专利30余项。



胡先红, 中兴通讯股份有限公司数字能源产品经营部技术总工, 电源技术专家委员会主任; 主要研究方向通信电源、混合能源、新能源等; 发表论文10余篇。