

华北电力大学（保定）

硕士学位论文

考虑不确定因素的光伏发电出力预测

姓名：姚荃

申请学位级别：硕士

专业：电气工程；电力系统及其自动化

指导教师：赵书强

201203

摘 要

随着国家新能源发展战略的实施，越来越多的大规模光伏发电应用到发电系统当中。然而光伏发电受光照强度的影响，其输出功率不稳定，会给电网规划、系统调度和电网的可靠、稳定运行带来诸多问题，因此研究光伏发电功率预测具有重要意义。

影响光伏系统输出功率的因素有很多，如观测地点、大气状况、天空中的云量等，这些因素决定了光电板接收到的辐射量，进而影响光伏电池的输出功率。而且，即使在已知辐射量的情况下，其输出功率仍不是一个确定值，会受温度、湿度等因素的影响而变化，因此本文考虑多种不确定因素，通过预测辐射实现对光伏发电系统的出力预测。

首先，本文分析了光伏发电原理和影响光伏发电输出功率的因素；分析了影响辐射的各个因素，建立了计算辐射的物理模型。其次，基于该模型，在对云量进行模糊划分的基础上，考虑云量的随机变化特性，采用马尔科夫状态转移模拟下一时刻天空的云量状况，进而对辐射进行预测，并对预测结果进行了验证。再次，考虑到多云天气小块云漂浮移动的特性，采用模糊马尔科夫方法，通过模拟下一时刻云量状况对辐射进行预测。与马尔科夫预测结果相比，该模型在预测多云天气辐射量时，预测效果有所改善，预测精度有所提高。最后，通过分析辐射与出力的关系，用最小二乘拟合函数建立了由辐射计算功率的模型，并计及其他不确定因素对功率的影响，对拟合函数进行了修正，进一步改善了模型的精度。

关键词：不确定因素；光伏发电；马尔科夫；辐射；云量

Abstract

With the development of the national renewable energy, more and more solar technologies have been applied to power system. However, solar energy power is influenced by radiation, which is mostly characterized by short time fluctuations as it responds to various uncertainties of the sky conditions. When integrating this type of source into an existing power distribution system, system planners need an accurate forecasting of the power output, so as to do grid planning and scheduling as well as guarantee the network reliability and stability.

The generating capacity of solar energy depends on the radiation and the sky conditions. Solar resources are known to exhibit a high variability in space and time due to the influence of other climatic factors such as cloud cover. And even under the same condition of radiation, the PV output could not be considered as a fixed value, which fluctuates upon temperature, humidity and so on. Therefore, in this paper, uncertain factors were fully considered, and a solar power output forecasting model was given through the forecasting of radiation.

Firstly, in this paper, the principle of photovoltaic power generation was analyzed, so as the factors impacting power output; then through analyzing various factors which influence sun radiation, a physical model for calculating radiation was established. Secondly, based on this model, considering the fuzzy division of cloud and its randomness, Markov chain was implied to simulate the cloud sky situation to forecast the radiation. Thirdly, under the cloudy condition, every piece of cloud flows fast, so Fuzzy Markov chain was implied to forecast radiation. After comparing the results and accuracy of the two methods, a conclusion that Fuzzy Markov chain is more capable to forecast cloudy sky radiation was laid. Finally, a Least Squares Fitting model was established to calculate PV output through radiation considering various uncertain factors.

Keywords: uncertain factors; photovoltaic generation; Markov; radiation; cloud cover

第1章 绪论

随着世界能源的日趋枯竭,开发新能源和可再生能源是二十一世纪世界经济发展中最具决定性影响的五项技术领域之一。太阳能作为一种新型的绿色可再生能源,具有储量巨大、不会枯竭、无污染、无噪声、安全可靠、建设周期短、规模大小随意、不受地域限制等特点,在近几十年中的应用越来越广泛,太阳能及其相关产业也成为世界发展最快的行业之一。

1.1 课题研究的背景和意义

1.1.1 课题研究的背景

在过去 15 年中,世界光伏组件年平均增长率约为 15%。20 世纪 90 年代后期,发展尤为迅速。

1990 年底,德国宣布实施“1000 屋顶计划”,即在居民屋顶安装 1-5kW 光伏发电系统 1000 套,用以考察光伏并网发电系统的经济性、技术可行性和实用性。日本于 1993 年和 2011 年分别制定并实施了《新阳光计划》和《先进的光伏发电计划》,将新能源作为国家的重要能源供应方式加以支持。美国政府于 1997 年在全世界率先宣布发起“百万太阳能屋顶计划”,该项计划的发起宗旨是有效减少二氧化碳等温室气体的排放、保持美国在世界光伏工业的竞争力和创造更多的高技术就业岗位。截至 2009 年底,全球光伏发电装机容量累计达 23GW,其中欧盟、日本和美国累计光伏发电装机容量合计 20.24GW,占全球总量的 89%,仅德国就达 9.78GW,占全球的 43%,遥遥领先于世界其他国家;西班牙累计装机容量达 3.39GW,占全球的 15%;日本和美国分别为 2.63GW 和 1.65GW,占全球的 12%和 7%^[1-2]。

我国于 1958 年开始研究太阳电池,于 1971 年成功地首次应用于我国发射的东方红二号卫星上。20 世纪 80 年代到 90 年代,国内光伏市场平稳发展,年增长速度在 20%左右;到 21 世纪初,德国光伏市场的急剧扩大和我国无锡尚德太阳能电力有限公司的超常规发展,给中国光伏产业带来了前所未有的发展机遇和示范效应,再加上政府逐渐开始的一系列扶持光伏发展的优惠政策,如补贴电价等,进一步促进了光伏发电的发展。

随着光伏产业的形成和成本的降低,光伏电池的应用领域也由小功率电源系统开始向工业领域和农村电气化应用发展,市场稳步扩大。如西藏“阳光计划”、“光明工程”、“西藏阿里光伏工程”、大规模推广农村户用光伏电源系统等。近几年的“送电到乡工程”,国家投资 20 亿,安装 20MW,解决了我国 800 个无电乡镇的用

电问题，推动了我国光伏市场快速、大幅度增长^[3]。

2010 年我国光伏发电装机 700MW，连续两年实现翻番。预计到 2020 年，我国要建立 20 座 5MW 的荒漠并网光伏电站。国家发展和改革委员会计划 2010-2020 年，光伏发电装机容量要分别到达 600MW 和 1600MW。而我国科学院和我国太阳能学会的一些专业人士更是希望到 2020 年实现 3000MW 的光电装机容量，届时光伏发电量可达国内用电总量的 1%。根据电力科学院的预测，到 2050 年我国太阳能光伏发电将达到 100GW，将占到全国总电力装机的 5%^[4]。

太阳能虽然具有很多优点，但是也有缺点，如它具有波动性、间歇性。如果光伏发电在电网中所占比例很小，上述缺点不会对电网带来明显的不良影响。但是随着并网光伏发电的发展，光伏发电装机容量迅速扩大，其在电网中的比例不断增加，当超过一定比例时，接入电网的光伏电站就会对电力系统的安全、稳定运行以及电能质量带来严重的影响。

1.1.2 课题研究的意义

光伏发电输出功率受环境因素影响大，环境的随机变化必然会导致光伏电站的输出功率也跟着不断变化。因此从电网方面看，光伏发电不具有良好的可调度性。当大规模光伏电站并网运行时，会影响电力系统的安全稳定经济运行，会给配网规划人员在负荷预测时带来困难，从而对电网的调度及其规划带来影响。

对光伏电站的功率进行短期预测，可以使电力调度部门根据预测得到的光伏发电功率提前、及时地调整调度计划，解决光伏发电与负荷预测、电网调度等配合时产生的问题，进一步保证电网的电能质量；可以节约蓄电池的安装容量，降低光伏电站成本；可以减少系统的备用容量、降低电力系统运行成本，进一步促进并网光伏发电向更大规模发展等。因此对光伏发电功率预测是提高电网中光伏发电装机比例、同时减轻其对电网带来的不利影响的一种有效途径。

光伏发电系统的输出功率具有不连续性和不确定性的特点，这主要是因为气象因素对光伏发电出力具有很大的影响。太阳能光伏发电装置的实际输出功率随太阳辐照强度的变化而变化，而太阳辐照强度不仅受季节与地理位置的影响，而且与观测时刻的大气状况、观测日期、观测时间密切相关。其中，一部分因素使辐照度呈现周期性变化，预测时有规律可循；而有些因素则会发生随机变化，如大气中的云量，会直接对光电板接收到的辐射量造成影响。而且，即使在相同辐照度的条件下，光电板的出力也会随着环境的变化而变化。因此在对光伏发电出力进行预测时，应充分考虑多种不确定因素。

1.2 课题研究现状

光伏发电功率预测,从预测方式上可以分为直接预测和间接预测。直接预测是根据光伏电站输出功率的历史数据直接进行预测;间接预测一般是先对太阳辐射进行预测,然后通过公式计算得到光伏电站的输出功率。从数学方法上可以分为回归分析法和物理法。回归分析方法是通过对历史数据的统计分析,找出其内在规律并用于预测;物理方法采用物理模型进行预测,将气象预测数据等作为输入量。从时间尺度上可以分为超短期预测、短期预测、中期预测和长期预测。一般对未来 0-4 小时的预测属于超短期功率预测,对未来 1-2 天的预测属于短期功率预测^[7-8]。

目前,超短期功率预测的主要原则是根据地球同步卫星拍摄的卫星云图推测云层运动情况,预测未来几小时内的云层指数,然后通过云层指数与太阳辐射强度的关系得到太阳辐射的预测值,再通过效率模型得到光伏电站输出功率的预测值。短期功率预测一般需要根据天气预报获得未来 1-2 天内的气象要素预报值,然后根据历史数据和气象要素信息得到地面太阳辐射的预测值,进而可以获得光伏电站输出功率的预测值。中期预测和长期预测对优化电网调度,提前调整调度计划的意义不大,一般不会做类似预测。

在光伏发电功率预测的研究中,使用较多的是神经网络模型。神经网络可以利用辐射量或功率的历史时间序列直接预测出力,自发地适应光伏电站的位置,避免建立复杂的物理模型。文献[5]利用 BP 神经网络,通过记录的历史辐射量数据预测下一时刻点值,再代入公式由太阳辐照强度计算光伏阵列的输出电能;文献[7]在分析影响光伏发电因素的基础上,用神经网络建模,将气象因素作为输入,直接预测电站出力,但是对云量的考虑不够全面;文献[11]采用每小时的气象测量值、大气总日射量、温度、压力、湿度以及时间作为神经网络的输入,预测每小时的日照强度,然后代入公式计算光伏阵列的输出功率。神经网络法在应用时需要长期测量数据和额外的训练,对于在训练阶段很少出现的罕见天气状况,系统很难准确预测。

文献[6]在模拟辐射数据的基础上,采用支持向量机方法对输出功率进行预测,根据历史功率数据,针对不同的日类型建立不同的支持向量机模型,应用在不同的天气条件下进行预测。该方法比神经网络法具有更高的精度和鲁棒性,收敛速度较快,能找到全局最优解,但是也需要贮存大量数据,编程困难,更适合于曲线较平滑的系统。

文献[12]采用马尔科夫预测辐射和功率,将功率和辐射直接进行状态划分,由最初信息得到输出功率的随机矩阵和转移矩阵,该结果对于晴天的效果较好,理论计算结果与实际结果非常接近。但是由于没有全面考虑气象因素对光伏电站出力的影响,预测结果在多种气象条件下的适应性还有待检验。马尔可夫预测方法主要用

于处理随机过程，它强调事物的变化过程仅与事物的近期状态有关，而与事物的过去状态无关。该方法计算简便，计算速度快，但需要大量的历史数据，对统计量状态的划分也较难。

灰色预测通过关联度分析和原始数据的生成处理来寻求系统变动的规律，在建模时要求数据少，不需要考虑分布规律和变化趋势，运算方便，但在应用中要求序列变化规律具有指数变化趋势。文献[17]采用 GM(1,1)模型和改进的 GM(1,1)残差修正模型，从理论发电量和实际发电量两方面对 5.6kW 太阳能光伏发电系统的发电量进行了预测。

由国网电科院清洁能源发电研究所研发的光伏电站功率预测系统，已在其实验验证中心大楼完成安装调试，开始实验性运行。其中，国网电科院研制的光伏电站功率预测系统包括实时气象数据采集系统、超短期功率预测、短期功率预测和应用平台等子系统。光伏电站功率预测系统采用精细化数值天气预报技术并结合实时气象数据，通过自主研发的功率预测模型，实现光伏电站的短期、超短期功率预测。这样的研究为大型光伏电站的并网接入及后期的调度决策提供了预测分析和决策支持^[5]。

1.3 本文的主要工作

鉴于光伏发电主要受环境因素影响，而环境因素的变化具有明显的不确定性，因此本文考虑多种不确定因素，通过预测辐射对光伏出力进行超短期预测。

本课题主要工作包含以下几个方面：

1、分析了光伏发电原理及其出力影响因素；分析了影响太阳辐照度的因素及其作用形式，建立了计算太阳辐射的物理模型。

2、对云量进行了模糊划分，针对其模糊状态，采用马尔科夫状态转移矩阵来模拟下一时刻天空中云量状况，从而实现对辐射的预测。利用美国 NASA 数据库的气象数据对模型和预测方法进行验证。

3、考虑到多云天气时云块飘动的时间特性，采用了模糊马尔科夫预测方法模拟天空中云量状态对辐射进行预测。利用美国 NASA 数据库的气象数据对模型和预测方法进行验证，并与马尔科夫方法进行了对比。

4、通过分析辐射与功率对应关系，建立了由辐射计算功率的的最小二乘拟合模型，并计及环境等不确定因素的影响，对模型进行了修正。

第 2 章 光伏发电的工作原理与影响因素分析

2.1 光伏电池基本工作原理

太阳能光伏电池可以把太阳的光能直接转化为电能。目前的光伏系统，大多使用以硅为基底的硅材料太阳电池，具体的又可分成单晶硅、多晶硅和非晶硅光伏电池。单晶硅和多晶硅电池的能量转换效率较高，使用寿命也较长，但生产成本远远高于非晶硅电池，因此，薄膜电池的应用前景较为广泛。无论是哪种硅材料的光伏电池，其核心部分都是半导体材料 N 型硅和 P 型硅，然后通过两边的接触层和抗反射层等再进行封装。

众所周知，硅原子的外层电子壳层中有 4 个电子。它们在外来能量的激发下，会摆脱原子核的束缚而成为自由电子，原来的地方相应的形成一个空穴，可将空穴视为带正电。如果在晶体硅中掺入铝、硼、镓等杂质元素，这些元素容易俘获电子，则他就成了空穴型半导体材料，即 P 型半导体。反之，如果在晶体硅中掺入磷、砷、锑等能释放电子的杂质元素，它就成了电子型的半导体材料，即 N 型半导体^[10]。

N 型硅和 P 型硅接触后，由于电子与空穴的扩散作用，必然在接触处形成 P-N 结，并在结区内形成内建电场，即势垒电场，方向由 N 型区指向 P 型区。当太阳光照射到半导体表面，如果光子能量被半导体吸收，则太阳光子冲击半导体内部 N 型区和 P 型区中原子的价电子，则较低能力价带中的电子就会被激发，跨越能隙变为较高能量导带中的自由电子，相应的在价带中形成一个带正电的空穴，形成新的电子-空穴对。这些电子-空穴对在势垒电势的作用下，电子向 N 型半导体漂移，空穴向 P 型半导体漂移，并分别聚集与两个电极部分，如图 2-1 所示。当 N 区积累了过剩的电子，P 区积累了过剩的空穴，就会产生一个与势垒电场方向相反的光生电动势，这就是“光生伏打效应”。还有一些被激发的电子和空穴或自由碰撞，或在半导体中复合恢复到平衡状态。其中复合过程对外不呈现导电作用，属于光伏电池能量自动损耗部分。如果将 P-N 结两端与外负载相连构成回路，就会形成电流并产生一定的输出功率^[13-14]。

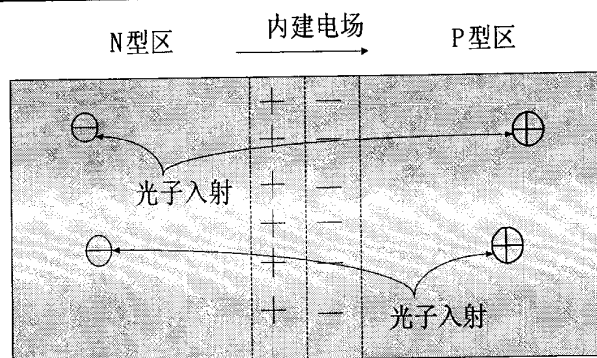


图 2-1 光伏打效应原理

2.2 光伏电池的等效电路

2.2.1 电池板等效电路

基于上节所述原理，当光照强度一定时，可以将光伏电池看作恒流源，即光生电流 I_{ph} 不随工作状态而变化^[15]。其中，流过外接负载 R_L 的电流为 I ， R_L 的两端的电压为 U ， U 正向加在 P-N 结的二极管上，产生的暗电流 I_d 与电流 I_{ph} 反向。因为电池板表面电极的存在必然导致有接触电阻，再加上材料本身的电阻，电流在流过负载的同时，也会有损耗，同时考虑到电池的漏电和电池表面的裂痕或划痕造成的漏电等问题，光电板的顶层和基层都要产生附加电阻，他们的总的效果可以用串联电阻 R_s 和并联电阻 R_p 以及 P-N 结电容 C_j 等来等效。所以光伏电池一般等效电路如下图 2-2 所示。其中， I_{ph} 为光生电流，在光照强度一定时为恒流源，因此在忽略结电容 C_j 影响的情况下，电流平衡方程式可写为 $I = I_{ph} - I_d - I_p$ 。

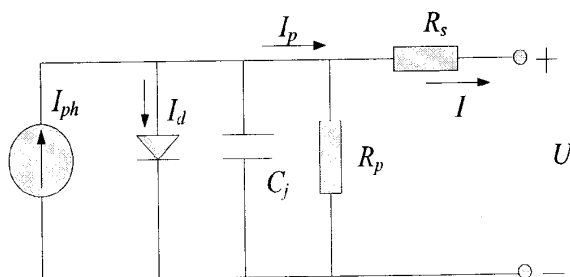


图 2-2 单位太阳电池等效电路

根据 P-N 结原理和电子学理论，二极管反向电流 I_d 可以表示为^[3]

$$I_d = I_0 \left[\exp\left(\frac{qV}{nkT}\right) - 1 \right] \quad (2-1)$$

式中 I_0 —— 反向饱和电流(A);

- v —— 二极管外加电压(V);
 n —— 介电常数(二极管品质因数);
 q —— 电子电荷量($1.6 \times 10^{-19} C$);
 K —— 波尔兹曼常数($1.38 \times 10^{-23} J/K$);
 T —— 绝对温度(K)。

因此, 单元太阳能电池的 I-U 方程式可写为

$$I = I_{ph} - I_0 \left\{ \exp \left[\frac{q(U + R_s I)}{nKT} \right] - 1 \right\} - \frac{U + R_s I}{R_p} \quad (2-2)$$

随着太阳辐照度 G 和温度 T 的变化, I_{ph} 和 I_0 也会相应的发生变化。我们取 $G_{ref}=1000W/m^2$, $T_{ref}=25^\circ C$ 作为参考条件下的太阳辐照度和温度, 于是任意条件下的光生电流可表示为

$$I_{ph} = [I_{scr} + \alpha(T - 25)]G / G_{ref} \quad (2-3)$$

式中 I_{scr} —— 参考条件下的电池短路电流。

2.2.2 光伏阵列模型

单个光伏电池板的输出电压很小, 一个太阳能电池只能产生大约 0.5 伏的电压, 远低于实际使用所需电压。所以实际应用中, 常常把多个电池板通过串联、并联的接线方式接成一个光伏模块, 并具有一定的抗冲击能力和耐腐蚀性。然后, 再将这些模块集中汇流, 进而形成了光伏组件, 达到一定的额定输出功率和输出电压。如一个组件上, 太阳能电池的串联数量是 36 片, 这意味着一个太阳能组件大约能产生 17 伏的电压。

在建立光伏阵列模型时, 为方便起见, 忽略光伏电池的分布效应并且假设光电板安装位置处无阴影, 电池板面接收到的光照均匀。此时, 光伏阵列的输出满足:

$$\begin{cases} U_a = N_s U_0 \\ I_a = N_p I_0 \\ P_a = N_s N_p P_0 \end{cases} \quad (2-4)$$

式中 U_0 、 I_0 、 P_0 —— 单个光伏电池的输出电压、电流及功率;

U_a 、 I_a 、 P_a —— 整个光伏阵列的输出电压、电流及功率;

N_p 、 N_s —— 光伏阵列中串联、并联的电池个数。

2.3 光伏电池的特性

在一定的太阳辐照度和温度下，由公式(2-2)可知，当外接负载 R_L 从 0 逐渐增大接近于无穷时，就能得到光伏电池的 U-I 特性曲线，如图 2-3 所示，横坐标为光伏电池的工作电压、纵坐标为工作电流。 $R_L=0$ 时，可视为光伏电池组件短路，此时的电流为短路电流； $R_L=\infty$ 时，电路开路，此时的电压为开路电压。从短路条件下逐渐增加负载电阻，光伏电池的输出电流几乎不变，输出功率不断增加。当调节负载电阻 R_L 到某一值时，输出电流开始变小，电池电压增加到一定值，太阳能输出功率为最大值，此工作点即为太阳能电池最大功率点。

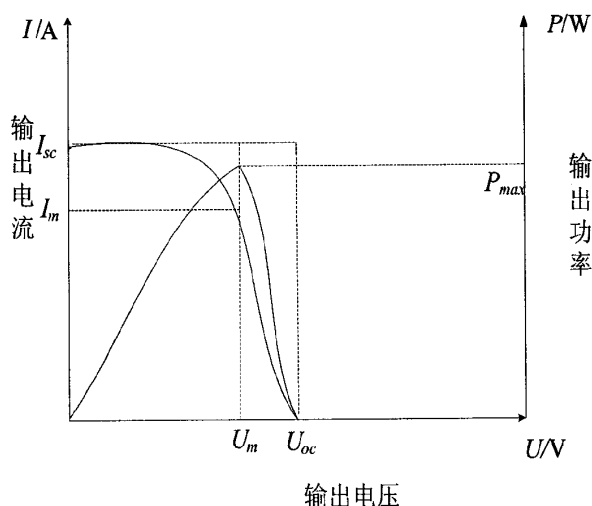


图 2-3 太阳能电池的输出特性

一般来说，描述光伏电池 U-I 特性曲线的几个常用参数为^[16]：

(1) 短路电流 I_{sc} ：在一定的太阳辐射强度和环境温度下，光伏电池短路时流经负载的电流。此时 $U=0$ ， $I=I_{sc}$ 。

(2) 开路电压 U_{oc} ：在一定的太阳辐射强度和环境温度下，光伏电池开路时负载两端的电压。此时， $U=U_{oc}$ ， $I=0$ 。

(3) 最大功率点电流 I_m ：在一定的太阳辐射强度和环境温度下，光伏电池最大功率点所对应的电流。

(4) 最大功率点电压 U_m ：在一定的太阳辐射强度和环境温度下，光伏电池最大功率点所对应的电压。

(5) 最大功率点功率 P_m ：在一定的太阳辐射强度和环境温度下，光伏电池可以输出的最大功率，此时 $P_m=I_m U_m$ 。

(6) 太阳能电池效率 η ：通常采用最大工作点的效率作为太阳能电池的效

率，即 $\eta=\frac{P_m}{AP_\lambda}=\frac{U_m I_m}{AP_\lambda}$ 。其中 A 为太阳能电池板的面积， P_λ 为单位面积入射光功率。

2.4 影响光伏出力的因素

影响光伏系统出力的因素很多，有环境因素的影响，如日照辐射、温度、遮盖物、集尘等，也有仪器工作效率和精确度影响，关系十分复杂。例如，对于给定面积的太阳电池，其输出电流与太阳辐照强度成正比，而几乎与温度无关。因此当晶体硅电池的一小部分被遮挡，将极大的降低整个组件的功率输出，并有可能导致整个组件的损坏。本文主要从以下三个方面分析影响光伏出力的因素：太阳辐照度、组件温度和光伏电池工作效率。

2.4.1 太阳辐照度

根据光伏发电原理，太阳能电池的输出电流直接受到日照强度的影响。在特定温度下，太阳能电池在不同日照强度下的 I-U 特性曲线如图 2-4 所示。从图中可以看出，随着太阳辐照度的增加，太阳能电池板输出电流增加比较大，而输出电压变化却比较小，因此光伏电池的输出功率也会随着辐照度的增加而增加，P-U 曲线如图 2-5 所示。

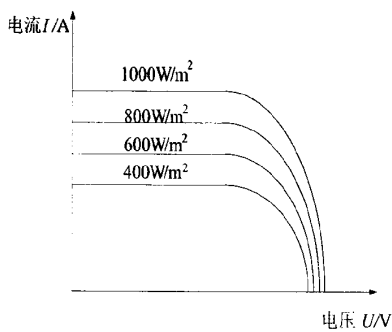


图 2-4 不同辐照度下的 U-I 特性曲线

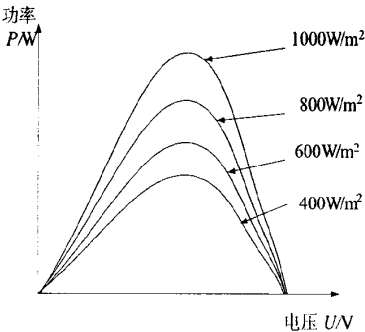


图 2-5 不同辐照度下的 P-V 特性曲线

2.4.2 组件温度

当太阳辐照度一定时，改变环境温度，可以得到一组随温度变化的 I-U 曲线，如图 2-6 所示。由图可以看出，太阳能电池板的输出电压直接受到温度的影响，温度增加，输出电压减小，而电流随着温度的升高增加的却很少，因此，太阳能电池的输出功率总体会随着温度的升高而减小，如图 2-7 所示。

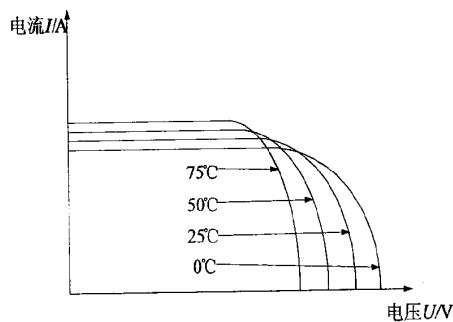


图 2-6 不同温度下的 U-I 特性曲线

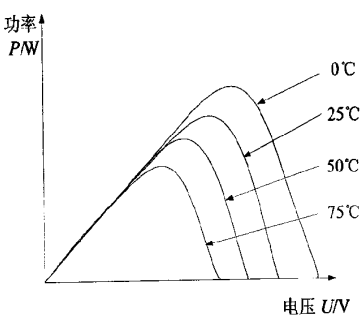


图 2-7 不同温度下的 P-V 特性曲线

2.4.3 光伏电池的能量转换效率

光伏电池的转换效率指最大输出功率与输入功率之比。晶体硅太阳能电池，转换效率最大约为 10%-15%，薄膜电池虽然生产成本低，市场占有率大，但是转换效率也低，介于 4%-6%^[17]。因此，电池的转换效率本身就不高，要想充分利用转换的能量进行发电，就需要使用最大功率跟踪装置。

根据上一节的分析，在一定的温度和日照强度下，光伏电池只有在某一输出电压时，输出功率才能达到最大值，即在该工作点，能得到当前温度和日照条件下的最大功率，此点被称为最大功率点(Maximum Power Point, MPP)。而在实际应用中，日照强度和环境温度都是不断变化的，因此输出电压和电流也会时刻发生变化，继而影响输出功率，导致系统效率降低。

之前分析过，当外接的负载电阻达到某一值时，输出功率最大。根据戴维南定理，当把光伏电池等效成戴维南电路，那么负载电阻 R_{out} 跟光伏发电系统内阻 R_{in} 相匹配的时候输出功率最大。戴维南等效电路如图 2-8 所示。

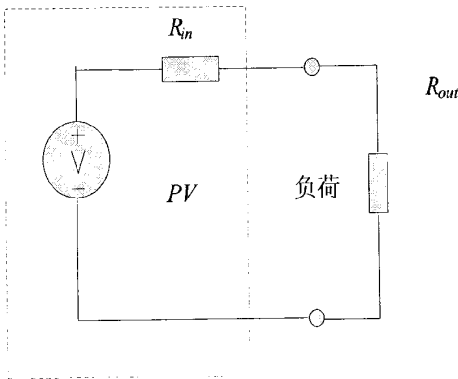


图 2-8 光伏系统的戴维南等效电路

实际并网系统中，负载是不停变化的量，因此，为了使电池始终工作在最大

功率点附近，就要基于环境条件的变化，不断调整负载曲线，这也是目前所有最大功率跟踪方法的根本依据，而这个过程被称为最大功率点跟踪(Maximum Power Point Tracking, MPPT)。目前比较常见的方法有：扰动观察法、恒压追踪法和电导增量法。以电导增量法为例，如图 2-9 所示，因为光伏阵列的 P-V 特性曲线只有一个峰值，即在最大输出功率点左右两侧，功率对电压的导数符号不同，只有在最大功率点处导数为 0。因此，通过计算功率对电压的导数，在导数大于零时增加电压，在导数小于零时减小电压，在导数近乎为零时保持电压不变，就可以寻找到最大功率点。如此通过判断 dP/dV 的符号来寻找最大功率点，可以提高光伏发电的效率。

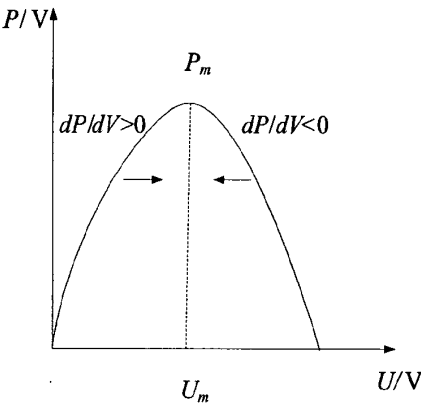


图 2-9 电导增量法搜索最大功率曲线

2.5 光伏系统的出力

2.5.1 光伏系统结构

太阳能光伏发电系统主要可分为两类^[18]：一是独立系统，二是并网系统。独立系统太阳能电池直接给负载提供功率，当负荷是交流的，则通过逆变器将直流转变为交流后供电。独立光伏系统往往安装在电网架线不易、难以获取电网电能的地方，比如在远离市区的山顶或者灯塔就经常采用这种方式作为供电电源。

另一种是并网发电系统，这也是太阳能利用的主要形式。并网发电系统通过控制逆变器，将太阳能电池阵列发出的直流电转换为交流电，直接输向电网，如图 2-10 所示。近年来并网发电系统发展迅速，尤其是户用联网的分散小型光伏发电系统，应用愈来愈广。这些分散发电系统往往配有蓄电池组，在电网用电低谷时从电网取电储存起来，在用电高峰的时候用光伏发电的电能或向电网输送储存的电能，起到了削峰填谷的作用。

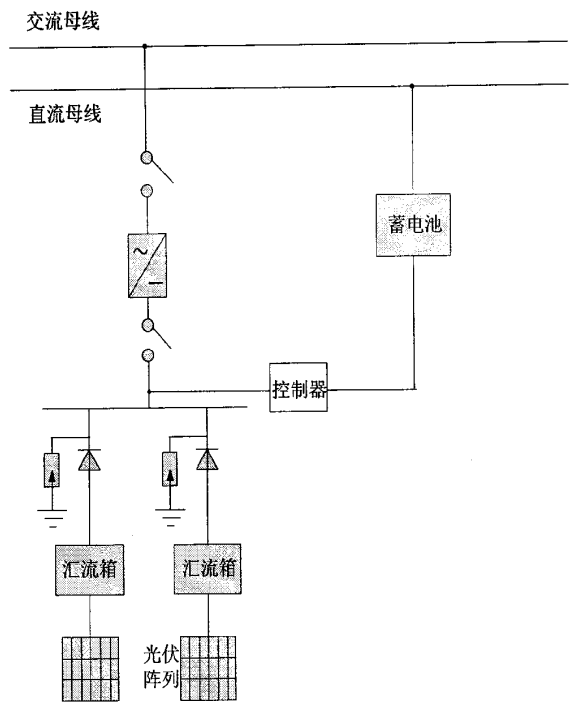


图 2-10 光伏系统接线示意图

并网光伏发电往往要求装机容量达到一定的规模，因此并网太阳能电池阵列一般由多块太阳能电池组件串并联而成。实际应用中，为了减少太阳能光伏电池阵列与逆变器之间的连线，往往就要用到汇流箱。若干个光伏串列并联输入汇流箱，经汇流箱内汇流后，再通过控制器、直流配电柜、光伏逆变器、交流配电柜等配套装置而构成完整的光伏发电系统，实现与电网并网。

逆变器是光伏发电系统中不可缺少的重要设备，它可以将直流电转换成交流电。当系统需要向交流负载供电时，系统必须安装逆变器才可以向负载供电。同时逆变器还具有自动稳频稳压功能，可保障光伏发电系统的供电质量。逆变器效率的高低对光伏发电系统提高有效发电量有着重要影响，一般其自身功率损耗(包括导通损耗和开关损耗)比较小，所以转换效率比较高，如 10kW 级的逆变器效率一般为 90%以上。

蓄电池除了有削峰填谷的功能，最主要的是用于提高系统供电可靠性。由于光伏发电的不确定性，蓄电池组作为光伏电站的储能装置，可以将方阵在有日照时发出的多余电能储存起来，在晚间或阴雨天时供负载使用。整个系统工作方式是这样的：白天，当太阳能电池阵列的电势高于蓄电池的电势时，负载由太阳能电池阵列供电，多余的电能充入蓄电池，蓄电池处于浮充电状态；当太阳能电池阵列不发电或电动势小于蓄电池电势时，全部输出功率都由蓄电池组供电，由于

阻塞二极管的作用，蓄电池不会通过太阳能阵列放电^[19]。

在方阵工作时，阻塞二极管两端有一定的电压降，但不超过 1V。对于阻塞二极管的要求是工作电流必须大于方阵的最大输出电流，反向耐压要高于蓄电池组的电压，这样才能保证在蓄电池放电时，电流不会通过光伏阵列放电。

2.5.2 光伏系统出力模型

由光伏电池的功率特性可知，在一定的温度和辐射强度下，光伏电池只在某一输出电压时，输出功率才能达到最大值，最大功率跟踪就是为了保证光伏电池始终工作在该电压点附近来提高电池的效率。我们又知，太阳辐照度决定了光伏电池的输出电流，温度影响光伏电池的输出电压，然而白天温度变化不大，再加上最大功率跟踪装置对电压的控制，光伏电池的输出电压基本上就会稳定在一个点，那么光伏电池的输出功率就会随着电流的增大而增大，即辐射量的增加而增大。

假设在参考条件下($G_{STC}=1000\text{W/m}^2$, $T_{STC}=25^\circ\text{C}$)， I_{sc} 为阵列的短路电流， V_{oc} 为开路电压， V_m 、 I_m 为该条件最大功率点处的电压和电流。根据之前分析的光伏发电原理建立光电板模型，每个光电板的负载电流可以表示为^[20]

$$\begin{cases} I_{STC} = I_{sc} (1 - C_1 (e^{\frac{V_{STC}}{C_2 V_{oc}}} - 1)) \\ C_1 = (1 - I_m / I_{sc}) e^{-\frac{V_m}{C_2 V_{oc}}} \\ C_2 = (V_m - 1) / \ln(1 - \frac{I_m}{I_{sc}}) \end{cases} \quad (2-5)$$

考虑到辐射量与温度是不断变化的，则任意辐射强度 $G(\text{W/m}^2)$ 和温度 $T(^{\circ}\text{C})$ 下光伏阵列数学模型为^[5]

$$\begin{cases} I(G, T) = I_{STC} + \Delta I(G, T) \\ \Delta I(G, T) = \alpha \left(\frac{G}{G_{STC}} \right) \times \left(T + \frac{G}{G_{STC}} (NOCT - T_{STC}) - T_{STC} \right) + I_{STC} \times \left(\frac{G}{1000} - 1 \right) \\ I_{STC} = I_{STC} - I_{0,STC} \times \left[\exp\left(\frac{V_{STC} + R_s \times I_{STC}}{V_{T,STC}} \right) - 1 \right] - \frac{V_{STC} + R_s \times I_{STC}}{R_p} \\ I_{0,STC} = \frac{I_{sc}}{\exp\left(\frac{V_{oc}}{V_{T,STC}} \right) - 1} \\ V_{T,STC} = \frac{n \times k \times T_{STC}}{q} \end{cases} \quad (2-6)$$

同理, 光电板的负载电压也可以写为

$$\begin{cases} V(G, T) = V_{STC} + \Delta V(G, T) \\ \Delta V(G, T) = -\beta \times \left[\left(T + \frac{G}{G_{STC}} (NOCT - T_{STC}) \right) - T_{STC} \right] - R_s \times \Delta I(G, T) \end{cases} \quad (2-7)$$

式中 R_s 、 R_p —— 阵列等效电路的串联电阻和并联电阻;

α 、 β —— 短路时、开路时的温度系数;

n —— 二极管的理想因子($n=1.62$);

k —— 波尔兹曼常数($k=1.38 \times 10^{-23} \text{ JK}^{-1}$);

q —— 电荷电量($q=1.6 \times 10^{-19} \text{ C}$);

NOCT —— 正常操作电池的工作温度(40°C)。

光伏阵列的串联电阻 R_s 的计算式为

$$\begin{cases} R_s = \frac{N}{N_p} R_{s,ref} = \frac{N}{N_p} (A_{ref} \ln(1 - \frac{I_{m,ref}}{I_{sc,ref}}) - V_{m,ref} + V_{oc,ref}) / I_{m,ref} \\ A_{ref} = \frac{T_{c,ref} \cdot \beta - V_{oc,ref} + \varepsilon N_s}{\frac{\alpha \cdot T_{c,ref}}{I_{L,ref}} - 3} \end{cases} \quad (2-8)$$

式中 ε —— 材料能带, 硅材料取 1.12eV ;

N_p —— 光伏阵列模块的并联数;

N —— 光伏阵列各模块的单元串联数;

N_s —— 光伏阵列模块的串联数。

光伏电站都是由 N_p 个光电板并联和 N_s 个光电板串联而成的, 因此整个光伏电站的出力可以表示为

$$P_{pv} = N_p \times I_{pvc} \times N_s \times V_{pvc} = I_{pv} \times V_{pv} \quad (2-9)$$

由于光伏电池的电压会随着光照强度和温度的变化而变化, 因此为了能够最大限度的利用太阳能, 光伏电站一般都带有最大功率跟踪。最大功率跟踪设备可以校正光电板的负载电流和电压, 使其工作在最大功率输出点。最大功率跟踪装置的效率一般为 η_{MPPT} , 所以光伏电站的出力可以写为

$$PVG = \eta_{MPPT} \times I_{mpp} \times V_{mpp} = \eta_{MPPT} \times P_{pv, mpp} \quad (2-10)$$

所以当有了日照辐射数据和温度数据时, 就可以计算整个光伏电站的出力。

2.6 本章小结

本章在研究光伏发电原理的基础上，分析了影响光伏发电输出功率的因素。通过分析可以得到：太阳辐照度的变化主要影响太阳能电池输出电流，温度变化主要影响太阳能电池输出电压，因此功率也会随着电流与电压的变化而变化。光伏系统并网运行时，其负载也在不停地发生变化，为提高光伏电池的效率，往往装有最大功率跟踪装置。这样就保证了光伏电池在各种环境条件下，不论负载如何变化，都可以输出最大功率。

实际测量中发现，温度升高 1°C ，晶体硅电池的输出电压降低大约 0.5%。在白天光伏电池工作的时间范围内，温度变化不大，输出电压变化小，所以光伏电站的输出功率归根结底主要由太阳辐射强度来决定。

第3章 太阳辐照度预测模型

光伏系统功率及发电量预测与光伏系统所在区域主要环境参数和光伏电池电气参数有很大关系。对于某光伏系统的电气参数、地理位置和电池板倾角等因素，在系统设计时已成为已知量，因此我们重点考虑的是环境因素对光伏发电出力的影响。太阳能光伏发电装置的输出功率主要随光电板接收到的太阳辐照强度的变化而变化，所以如若能预测出太阳辐射量就能预测出光伏出力值。本章着重分析了影响太阳辐照度的因素，根据不同影响因素建立了辐射计算模型，并通过预测云量达到了辐射量的预测。

3.1 辐射量模型

太阳辐射到达地面的过程中，会遇到空气分子、尘埃和云雾等质点的阻挡而产生散射作用，使得一部分辐射被返回到宇宙空间，一部分到达地面。到达地面的这部分辐射，有的是直接投射到地面的，称为直接辐射；有的在通过大气时，被大气中的水分子、云雾和灰尘等物质散射后间接到达了地面，这些辐射被称为散射辐射，他们的总和称为总辐射。一般来说，晴朗无云的天气，到达地面的辐射大多为直接辐射，而阴雨天气时，散射辐射较多^[19]。

3.1.1 影响太阳辐射因素分析

3.1.1.1 天体的特性

太阳作为一个发热体，以辐射的形式向外传播它的热量和微粒，这种传播的过程就称作太阳辐射。一般来说，当忽略太阳本身的运动变化时，可视太阳表面辐射能量是个常数。

地球以椭圆形轨迹绕着太阳转动，因此日地距离在发生周期性变化；同时地球还在自转，即使日地距离相同，不同时刻下太阳到地面某一固定点的距离也不一样，因此，假设没有大气层对辐射的衰减作用，光电板接收到的太阳辐射会随着时间、日期呈现周期性的变化^[21]。

3.1.1.2 光伏电池的安装地点及倾斜角度

光伏电站的安装位置往往对光伏电站的出力有较大影响。太阳传向地面的辐射，从低纬度到高纬度渐渐减弱。因此安装地点的纬度越高，其太阳赤纬角越大，接受的辐射就越小。另外，光伏电站往往建在空旷场所，以免被树木或建筑遮挡住而影响对辐射的接收。同时，垂直于太阳光线的表面接受到的辐射量与水平面

接受到的辐射量也是不相同的,因此光伏电站建立前会根据当地地理位置和气象条件确定光电板最佳倾角。

3.1.1.3 大气和云层

大气层和大气层内的各种物质也对辐射有不同程度的吸收、散射和反射作用,使得到达地球表面的太阳辐射仅占地球范围太阳总辐射能的 10%左右^[22]。

大气中的氧、臭氧、水、二氧化碳和尘埃等,对太阳辐射均有不同程度的吸收作用。这种吸收是有选择性的,它们只对某些波长的辐射强烈的吸收,而让另一些波长辐射透过,这种作用称为选择性吸收。例如,氧气主要吸收波长小于 0.2mm 的太阳辐射波段;臭氧主要吸收紫外线(其实紫外光占太阳总辐射量的 7%左右);大气中如果含有较多的水汽,太阳的位置又不太高,水汽可以吸收太阳总辐射能的 20%,液态水吸收的太阳辐射能则更多;而二氧化碳和尘埃吸收的太阳辐射能则很少^[23]。

在太阳辐射射向地球的过程中,会遇到空气分子、云雾和尘埃等物质而发生散射,从而改变辐射传播的方向,因此一部分辐射就会变为逆辐射,又射出地球大气之外,无法来到地球表面,这也是太阳辐射能减弱的另一个重要原因。大气中这些微小颗粒物构成的多分散体被称为气溶胶,其尺度范围约在 0.001~10 μ m 之间。常用气溶胶光学厚度(Aerosol Optical Depth, AOD)来描述气溶胶对光的衰减作用,它是介质的消光系数在垂直方向上的积分。

大气中的水分子、小水滴以及灰尘等大粒子,对太阳辐射有反射作用,他们反射能力占平均太阳常数的 7%左右。特别是云层的反射能力很大,并与云量、云状以及云的厚度有关。3000m 厚的高积云层对太阳辐射的反射能力可达 72%;积云层的反射能力为 52%。据测算,以地球的平均云量反射能力为 54%计,大约就有近四分之一的太阳辐射能被云层反射回宇宙空间去了^[24]。

3.1.1.4 相关性分析

本文基于 NREL 网站 BMS 光伏实验室 2010 年 1 月 1 日~12 月 31 日的气象数据,应用相关系数法^[25]分析了影响日照辐射的多个气象因素向量与辐射量的相关性大小,进一步清晰化了各个因素对辐射影响的程度。所谓相关系数法,即对于两个向量 x 和 y ,它们的相关性可以用相关系数 $r_{x,y}$ 表示, $r_{x,y}$ 的计算公式为

$$r_{x,y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3-1)$$

式中 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$ 。

分析得到的结果如表 3-1 所示。从表中可以看出，云量和空气中气溶胶含量与日照辐射呈负相关，并且云量对辐射的相关性最大，即当天气晴朗时，云量少，到达地面的太阳辐射多，从而使得光伏电站的输出功率就大；当多云天气时，大气层中的云量多，到达地面的太阳辐射少，相应的光伏电站出力也会大幅度减小。而湿度和风速对辐射的影响却不太显著。

表 3-1 日照辐射与各因素之间的相关系数

时刻	云量	气溶胶	气压	湿度	风速
9:00	-0.454	-0.368	0.165	0.071	0.116
10:00	-0.594	-0.449	0.159	-0.009	0.154
11:00	-0.635	-0.406	0.198	-0.195	0.209
12:00	-0.623	-0.474	0.226	-0.051	0.043
13:00	-0.688	-0.471	0.165	-0.168	0.025
14:00	-0.606	-0.386	0.119	-0.229	0.139
15:00	-0.464	-0.380	0.081	-0.144	0.029
平均值	-0.581	-0.419	0.159	-0.104	0.102

3.1.2 天文辐射计算模型

3.1.2.1 太阳常数

当忽略太阳自身的运动和变化时，可视太阳表面的辐射量为一个定值，常用太阳常数 I_{sc} 来表示。太阳常数是指平均日地距离时，在地球大气层的上界、垂直于太阳光线的平面上，单位时间内单位面积上所获得的太阳总辐射能的数值。本文中 I_{sc} 取 $1200\text{kW/m}^2\cdot\text{h}$ 。

到达地球表面的太阳辐射强度肯定会随着日地距离的变化而变化，一般视为与日地距离的平方成反比^[19]。若用 r_0 表示日地平均距离， r 为任意时刻日地距离的准确值，则 $(r/r_0)^2$ 可以表示为： $(r/r_0)^2 = 1 + 0.033 \cos(360n/365)$ ， n 为一年中日期序号，规定 1 月 1 日时 $n=0$ 。

3.1.2.2 太阳高度角 α_s

地球上的观测点与太阳中心的连线同地平面的夹角称为太阳高度角。对某一地平面来说，当太阳高度角较小时，太阳与地面的垂直距离较低，太阳辐射穿过的路程越长，被大气削减的也越多，因而地表单位面积上所获得的太阳辐射就愈

小。反之，当太阳高度角较大，太阳与地面的垂直距离较高时，辐射穿过的大气层越少，能量衰减也就越少^[19]。太阳高度角 α_s 的计算公式为

$$\sin \alpha_s = \cos \theta_z = \sin \delta \sin \phi + \cos \delta \cos \phi \cos \omega \quad (3-2)$$

式中 ω —— 太阳时角，地球每小时自传 15° ，正午 12 点的时角为 0，上午为负，下午为正；

ϕ —— 光伏组件安装地点的纬度；

δ —— 太阳赤纬角。

3.1.2.3 太阳赤纬角 δ

日地中心的连线与赤道面间的夹角称为太阳赤纬角。赤纬角 δ 的计算方程为

$$\delta = 23.45 \sin \left[360 \times \frac{284 + n}{365} \right] \quad (3-3)$$

式中 n —— 一年中的日期序号，1 月 1 日 $n=0$ 。

综上所述，不考虑大气和云等因素对辐射的衰减作用，地面任何一点接收到的太阳辐射量 I_{ex} 都可以根据日期和时间计算出：

$$I_{ex} = I_{sc} (r/r_0)^2 \sin \alpha_s \quad (3-4)$$

假设光电板安装倾角为 β ，则太阳辐射的入射角度不再是与辐射光线水平面的夹角 α_s ，变为与光电板夹角 α ，相应的转换公式为^[26]

$$I_{ex} = I_{sc} (r/r_0)^2 \sin \alpha_s \cdot \frac{\sin \alpha}{\sin \alpha_s} \quad (3-5)$$

式中 $\sin \alpha = \sin \delta \sin(\phi - \beta) + \cos \delta \cos(\phi - \beta) \cos \omega$ 。

3.1.3 无云天气辐射计算模型

我们理想的理想状态是没有大气影响，这样太阳辐射能量就可以百分之百的到达地面，经过地物反射无损耗的获得地物的光谱信息。然而，正是因为有吸收和散射作用，并不是所有的太阳辐射能量都能到达地面。无云时，日照辐射主要与大气中气体含量、水蒸气、粉尘等气象因素有关，这些对辐射会有不同程度的吸收、散射和反射作用，所以在计算总辐射时可以分别计算无云时的直接辐射、散射辐射和反射辐射，求得总辐射后再嵌入云对辐射的衰减。

1、直接辐射的计算

直接辐射可以视为辐射经过层层削弱后直接到达地面的辐射量，可以在大气层外辐射的基础上乘以不同因素对辐射的削弱系数计算^[27]。由前面的相关性分析可以看出，湿度和气压对辐射的影响较小，臭氧虽然吸收紫外线，但是紫外线只占太阳辐射量的 7%。所以，忽略臭氧层和水蒸气因素对辐射的影响，BIRD^[28]

模型可写为

$$I_{dir} = I_{ex} \cdot 0.9662 \cdot T_r T_g T_a \quad (3-6)$$

式中 T_r —— 雷利散射系数;

T_g —— 混合大气吸收系数;

T_a —— 气溶胶吸收辐射系数。

每个系数的又可分别由下列式子计算:

$$\begin{aligned} T_r &= \exp[-0.0903 \cdot (m')^{0.84} \cdot (1 + m' - m'^{1.01})] \\ T_g &= \exp[-0.0127(m')^{0.26}] \\ T_a &= \exp(-\tau_a^{0.873} (1 + \tau_a - \tau_a^{0.7088}) m'^{0.9108}) \\ m' &= \frac{mp}{1013} \end{aligned} \quad (3-7)$$

式中 m —— 气团指数(通过地球大气层的直接光学路径长度);

p —— 电站大气压强(mbar);

τ_a —— 气溶胶光学深度(介质的消光系数在垂直方向上的积分)。

2、散射辐射和反射辐射的计算

本文采用文献[29]和文献[30]中给出的修正后 REST 模型和 C 模型对散射辐射和反射辐射进行计算, 共分为独立的三部分: D_r 为经过大气层的雷利散射量, D_a 为经过大气层的气溶胶散射量, 而 D_m 综合考虑了辐射从进入大气到到达地面的各种反射情况。因此 $I_{dif} = D_r + D_a + D_m$ 。这三个量的计算公式如下:

$$D_r = 0.79 I_{sc} \cdot \sin \alpha_s \cdot T_g T_{aa} \cdot 0.5(1 - T_r) / (1 - m + m^{1.02}) \quad (3-8)$$

$$D_a = 0.79 I_{sc} \cdot \sin \alpha_s \cdot T_g T_{aa} \cdot F_c (1 - T_{as}) / (1 - m + m^{1.02}) \quad (3-9)$$

$$D_m = \rho_g \rho_a (I_{dir} + D_r + D_a) (1 - \rho_g \rho_a) \quad (3-10)$$

$$\rho_a = 0.0685 + (1 - F_c)(1 - T_{as}) \quad (3-11)$$

$$T_{aa} = 1 - (1 - w_0)(1 - m + m^{1.06})(1 - T_a) \quad (3-12)$$

$$T_{as} = \frac{T_a}{T_{aa}} \quad (3-13)$$

式中 T_{aa} —— 直射辐射被大气中气溶胶吸收系数;

T_{as} —— 经过气溶胶散射后的能力透射比;

w_0 、 F_c —— 气溶胶因子的散射、反射系数, 一般取值 $F_c = 0.84$, $w_0 = 0.9$;

ρ_g —— 地面反射参数, 一般取经验值 $\rho_g = 0.2$ 。

因此，总辐射可以写为：

$$I = I_{dif} + I_{dir} \tag{3-14}$$

用BMS 光伏实验室 2010 年 1 月~12 月记录的晴天气象数据对该模型进行验证，采用平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE 作为衡量标准，计算公式分别为：

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |E_i| = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|x_{ci} - x_{ri}|}{x_{ri}} \tag{3-15}$$

$$RMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ri}^2} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{ci} - x_{ri})^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ri}^2} \tag{3-16}$$

其中， x_{ci} 代表计算得到的辐射值， x_{ri} 代表实际测量到的辐射值。模型验证结果如表 3-2 所示。

表 3-2 无云天气模型验证误差

月份	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE
1	6.97%	11.10%
2	4.16%	6.22%
3	4.84%	6.19%
4	5.93%	7.37%
5	4.54%	6.94%
6	2.86%	3.67%
7	3.34%	5.30%
8	7.99%	9.50%
9	5.58%	7.34%
10	4.52%	5.83%
11	6.95%	10.02%
12	8.49%	12.22%

3.1.4 有云天气辐射计算模型

从前面的分析和表一中都可以看出，云量对辐射的影响最大。对于有云天气来说，地面接受太阳辐射的情况极为复杂，目前，大多数的解决办法是利用云量参数对晴空辐射值进行修正来计算总辐射。常用的基于云量计算太阳辐射的模型有以下几种：

1、云遮系数法。这是最常用的一个方法，由国外学者提出。所谓云遮系数法就是在已知天空总云量的条件下，利用一个与云量有关的二次曲线函数对晴天

地面太阳辐射进行修正^[31]，作为有云天气到达地面的太阳辐射：

$$\begin{aligned} I_{real} &= I \cdot T_c \\ T_c &= c + b \cdot N + a \cdot N^2 \end{aligned} \quad (3-17)$$

式中 T_c ——云层对晴天地面接收到的太阳总辐射 I 的削弱系数；

N ——云量，取值为 0~8，0 代表无云，8 代表乌云密布；

a 、 b 、 c ——经验系数。

2、Nielsen 模型。Nielsen 通过多年对云量的观察和日照辐射的测量，提出了一种基于云量覆盖率的日照辐射预测模型^[32]：

$$I_{real} = \left[\frac{a_0(N) + a_1(N) \sin \psi + a_3(N) \sin^3 \psi - L(N)}{a(N)} \right] \quad (3-18)$$

式中 ψ ——太阳高度角；

$a_i(N)$ 、 $L(N)$ ——经验系数，随着云量 N 的变化而变化。

从这个方程我们可以看出，日照辐射是九个云量覆盖率状态的函数，同时也是太阳高度角的函数，因此当乌云遮天时($N=8$)，仍然有不可忽略的一部分辐射可以到达地面，约为天文辐射的 25%。

3、Kasten 模型。Kasten 提出了如下参数化模型来依靠云量估计太阳辐射，云量 N 也是八进制的。该模型与云遮系数法类似，只不过云遮系数不是一个二次曲线函数而是一个幂指数函数^[33]：

$$I_{real} = I \cdot \left[1 - a \left(\frac{N}{8} \right)^b \right] \quad (3-19)$$

式中 a 、 b ——经验系数；

I ——天空晴朗时的太阳辐射值。

模型 1 和 3 都是在晴空辐射的基础上嵌入了云量的衰减，模型 2 则根据不同云量确定不同系数，并结合太阳高度角直接计算总辐射。

表 3-3 拟合模型误差对比

	模型形式	拟合参数	均方根误差	平均绝对误差
模型 1	$T_c = aN^2 - bN + c$	$T_c = 0.0124 \cdot N^2 - 0.2784 \cdot N + 1.041$	19.71%	13%
模型 3	$T_c = c - a \cdot N^b$	$T_c = 1.131 - 0.2703 \cdot N^{0.5507}$	20.38%	14.70%

模型 2 的应用对地域相似度要求较高，对不同地区新系数的确定比较复杂，不适合用于本文的研究。所以本文用 BMS 光伏实验室 2010 年 6 月 1 日至 12 月 31 日的云量和辐射数据记录气象数据，针对模型 1 和模型 3 分别进行曲线拟合，并用 2010 年 3 月 1 日~31 日的数据对拟合的曲线进行验证，误差结果如表 3-3

所示。经对比，模型 1 比模型 3 的精确度高，因此本文采用模型 1——云遮系数法来计算有云天气的辐射量。

3.2 马尔科夫预测模型

水蒸气、粉尘和气溶胶等因素在一天中的变化不大，而天空中的云量却有很大变化，有时候会从晴空万里突然变得乌云密布，所以云量预测是预测辐射的关键。天空中的云量状态变化具有很强的随机性，所以对预测方法有很大的限制。马尔科夫方法在处理多状态随机变化的情况中有较广泛的应用，它的特点是：当随机过程在时刻 t_0 的状态已知的条件下，随机过程在时刻 $t(t > t_0)$ 所处的状态仅与时刻 t_0 的状态有关，而与过程之前的状态无关，这个特性也称为无后效性^[34]。云量的随机变化与时间关系不大，其特性很类似马尔科夫过程的无后效性，所以本文采用马尔科夫状态转移模拟天空中的云量变化。

3.2.1 马尔科夫理论

定义 1：对离散空间 I 中的随机序列 $\{X_n, n=0,1,2,\dots\}$ ，若在任意时刻 n ，以及任意的状态 i_0, i_1, \dots, i_{n-1} 中， i, j 满足

$$p\{X_{n+1}=j|X_n=i, X_{n-1}=i_{n-1}, \dots, X_1=i_1, X_0=i_0\} = p\{X_{n+1}=j|X_n=i\} \quad (3-20)$$

则随机序列 $\{X_n, n=0,1,2,\dots\}$ 称为马尔可夫链，简记 $\{X_n, n \geq 0\}$ 。

定义 2：设 $\{X_n, n \geq 0\}$ 为一马氏链，条件概率 $p_{ij}(n) = p\{X_{n+1}=j|X_n=i\}$ 称为在时刻 n 的一步转移概率。由于从状态 i 出发，经过一步转移后，必须到达状态空间 I 的另一个状态，且只能到达一个状态，故一步转移概率 $p_{ij}(n)$ 应满足下列条件：

$$(1) p_{ij}(n) \geq 0, \quad i, j \in I$$

$$(2) \sum_{j \in I} p_{ij}(n) = 1, \quad i \in I$$

利用一步转移概率进行预测的基本步骤^[35]如下：

1、确定系统状态。对系统状态的划分是没有统一标准的，有些系统的状态划分是明确的，比如对动物性别的划分可以分为雌性和雄性；对元件的工作状态进行划分可以分为正常和故障。但在其他的一些预测问题中，系统状态不是明确的，需要在预测过程中人为确定。如对降水量的划分，可以分为旱、涝等状态；对产品市场销量的划分可以分为畅销、滞销等状态。

2、计算初始状态数。设待预测量的取值域为 X ， X 又被划分为 k 个状态

E_1, E_2, \dots, E_k 。假设一个观测时刻得到的历史数据序列为 $X(t): x_1, x_2, \dots, x_n$, x_n 是观测的最后一个值, 而 x_{n+1} 是待预测值, 因此先不考虑 x_n 的取值, 假定在序列前 $n-1$ 个观测数据中, 有 M_i 个数据落在状态 E_i 中, 则 $\sum_{i=1}^k M_i = n-1$ 。

3、计算一重转移概率矩阵。设观测的时间序列 $X(t)$ 中, 有 M_i 个数据落于 E_i 中, 其中 M_{ij} 个数据在其下一时刻转移到状态 E_j 中, 则称 $F_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}$ 为状态 E_i 经一步转移到状态 E_j 的频率。我们取 $P_{ij} = F_{ij}$ 为 E_i 到 E_j 的一次转移概率, 进而可以得到系统的一重转移概率矩阵 P 。

4、利用 P 进行预测。如果时间序列观测值 x_n 落入状态 E_i , 并且 P 的第 i 行元素有 $P_{ij} = \max\{P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in}\}$, 则预测值 x_{n+1} 落入状态 E_j 。

3.2.2 云量的状态划分

用马尔科夫方法对云量进行预测, 首先就要对云量进行状态划分。从前面的模型中我们可以看到, 云量都是八分制的, 而天空中云量的多少是用百分制表示, 因此计算前首先要对百分制的云量划分为 9 个状态。

把 100 划分为 9 个部分是很容易的, 然而实际应用中, 对云量状态的划分不应该是一个点, 而是一个模糊区间带。比如, 按照比例原理, 12.5% 的云量对应 $N=1$, 而 8% 的云量, 如果把它只归结为 $N=0$ 或者 $N=1$ 是不科学的, 因此应该采用模糊划分。

定义 3: 设 R 为实数集, 而 R_+ 是非负实数集, 设模糊集合 A_1, \dots, A_q , 若存在 $c \in R_+$, 使得 $\forall(x) \in [a, b], \sum_{i=1}^q A_i(x) \leq c$, 则称 $\{A_1, \dots, A_q\}$ 为 $[a, b]$ 上的一个准模糊划分;

若 $\forall(x) \in [a, b], \sum_{i=1}^q A_i(x) = 1$ 成立, 那么称 $\{A_1, \dots, A_q\}$ 是 $[a, b]$ 的一个模糊划分^[36]。

在经典集合中, 特征函数只能取 0 和 1 两个值, 而在模糊集合中, 其特征函数的取值范围从两个元素的集合扩展到 $[0, 1]$ 区间连续取值。为了把两者区分开来, 就把模糊集合特征函数称作隶属度函数。常用的模糊数有三角模糊数和梯形模糊数。但是对于云量的划分, 在中心处隶属度普遍接近 1, 向两侧扩展时隶属度迅速减小, 基于这种情况, 可以采用抛物线隶属度来描述模糊云量值。

用抛物线隶属度对 $[0, 100]$ 区间进行模糊划分, 如图 3-1 所示。对于每一个状态 N , 其对应的隶属函数都可以由三个点(与 x 轴左交点, 顶点, 与 x 轴右交点)

外加一个抛物线函数表示： $f(x) = -\frac{1}{64}(x-a_i)^2 + 1$ 。比如对于状态 $N=3$ 就可以表示为： $(29.5, 37.5, 45.5)$ ， $f(x) = -\frac{1}{64}(x-37.5)^2 + 1$ 。其中 $(29.5, 33)$ 、 $(42, 45.5)$ 称为该状态与状态 2 和状态 4 之间的模糊带。

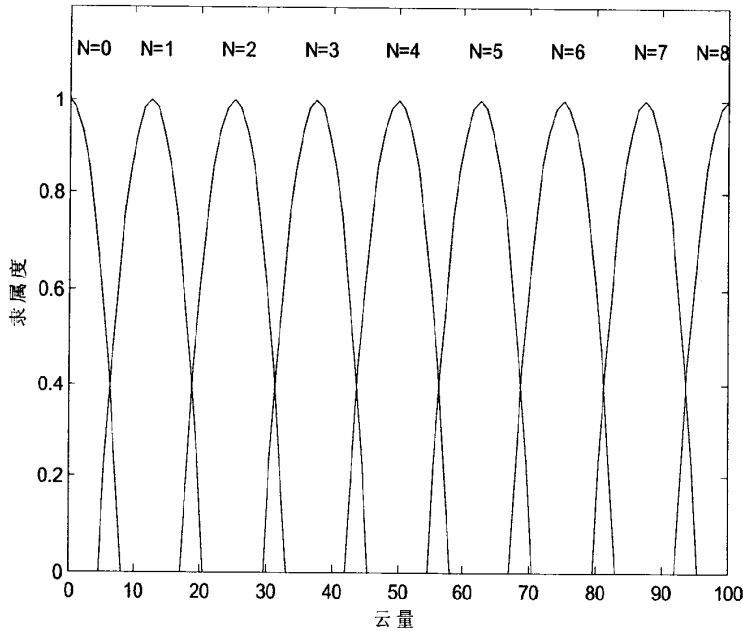


图 3-1 百分制云量对应的 N 值隶属函数

3.2.3 具有模糊状态的马尔科夫预测

对云量划分的 9 个状态不是明确的子集合,而是 9 个用模糊集合表示的状态,也称为模糊状态。虽然现在的 E_1, E_2, \dots, E_k 是 $X(t)$ 取值域上的一个模糊划分,但是利用马尔可夫链预测思想来预测 $n+1$ 时刻序列的可能状态,同传统马尔科夫理论步骤相同,主要先确定各模糊状态的初始概率 $P_i = P(E_i)$ 以及一步转移概率 P_{ij} ,方法也仍然可以仿照之前的,所不同的是统计过程中状态发生的“个数”^[37]。

定义 4: 如果用 \tilde{M}_i 表示数据 x_1, x_2, \dots, x_{n-1} 落入模糊子集 E_i 中的“个数”,则其表达式为

$$\tilde{M}_i = \sum_{t=1}^{n-1} \mu_{E_i}(x_t) \cdot \mu_{E_1}(x_{t+1}) + \sum_{t=1}^{n-1} \mu_{E_i}(x_t) \cdot \mu_{E_2}(x_{t+1}) + \dots + \sum_{t=1}^{n-1} \mu_{E_i}(x_t) \cdot \mu_{E_k}(x_{t+1}) \quad (3-21)$$

又记模糊状态 E_i 到 E_j 发生一次的“个数”为

$$\tilde{M}_{ij} = \sum_{i=1}^{n-1} \mu_{E_i}(x_i) \cdot \mu_{E_j}(x_{i+1}), i, j = 1, 2, \dots, k \quad (3-22)$$

则 E_i 到 E_j 的一步转移概率为 $P_{ij} = \frac{\tilde{M}_{ij}}{\tilde{M}_i}, i, j = 1, 2, \dots, k$ 。显然, 对于 $1 \leq i \leq k$, 由

上式确定的转移概率 P_{ij} 满足 $\sum_{j=1}^k p_{ij} = 1$ 。

依据给定的时间序列 $X(t)$ 及上述式子, 可以建立起马尔可夫链的一重转移概率矩阵 $P = [P_{ij}]_{k \times k}$ 。又由给定的 n 时刻观测序列值 x_n , 可以得到 x_n 关于各模糊状态的隶属度 $\mu_{E_i}(x_n), i = 1, 2, \dots, k$ 。记

$$F(x_n) = (\mu_{E_1}(x_n), \mu_{E_2}(x_n), \dots, \mu_{E_k}(x_n)) \triangleq (\mu_1(n), \mu_2(n), \dots, \mu_k(n)) \quad (3-23)$$

则 $n+1$ 时刻序列状态预测为

$$\begin{aligned} F(x_n) \cdot P &= (\mu_1(n), \mu_2(n), \dots, \mu_k(n)) \cdot \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1k} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{k1} & P_{k2} & \dots & P_{kk} \end{bmatrix} \\ &= (\mu_1(n+1), \mu_2(n+1), \dots, \mu_k(n+1)) \\ &\triangleq F(x_{n+1}) \end{aligned} \quad (3-24)$$

时间序列 $X(t)$ 在时刻 $n+1$ 的预测状态仍是一个模糊向量, $X(t)$ 的各个分量表示 $n+1$ 时刻序列估计值隶属于各个模糊状态的程度。根据最大隶属原理, 如果存在 $j \in [1, k]$ 使得 $\mu_j(n+1) = \max\{\mu_1(n+1), \mu_2(n+1), \dots, \mu_k(n+1)\}$, 则预测下一时刻序列将转移到状态 E_j 。

$$P = \begin{bmatrix} 0.94 & 0.06 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.20 & 0.55 & 0.19 & 0.05 & 0.01 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.05 & 0.25 & 0.37 & 0.23 & 0.08 & 0.02 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.01 & 0.08 & 0.24 & 0.33 & 0.23 & 0.08 & 0.03 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.02 & 0.07 & 0.20 & 0.43 & 0.23 & 0.05 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.03 & 0.07 & 0.20 & 0.51 & 0.18 & 0.01 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.03 & 0.06 & 0.24 & 0.59 & 0.08 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.02 & 0.06 & 0.10 & 0.31 & 0.47 & 0.04 \\ 0.01 & 0.01 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.03 & 0.03 & 0.05 & 0.87 \end{bmatrix} \quad (3-25)$$

按照定义 4 对 BMS 光伏实验室 2010 年 1 月~2010 年 12 月的云量数据进行统计, 可以得到一步转移矩阵 P 如式(3-25)所示。如果假设当前时刻云量状态是 $N=2$ 的隶属度为 0.2, 是 $N=3$ 的隶属度为 0.8, 即 $F(x_n) = (0, 0, 0.2, 0.8, 0, 0, 0, 0, 0)$, 那么 $F(x_{n+1}) = F(x_n) \cdot P = (0.01, 0.054, 0.27, 0.3, 0.2, 0.06, 0, 0, 0)$ 。因此, 下一时刻云量隶属于 $N=3$ 的概率最大, 同时 N 也有可能等于 2、4、1、5, 隶属度依次减小。

这样每一个点都能得到多个预测值。由此可以模拟下一时刻天空中云量计算日照辐射值。

3.2.4 算例验证

按照上述方法对天空中的云量进行模拟，并结合辐射计算模型，对 BMS 实验室 2011 年 3 月的辐射进行提前 15 分钟的超短期预测。挑出天空晴朗时(3 月 14 日)、天空云量较少时(3 月 2 日)和多云天气时(3 月 12 日)三个典型日的预测结果与实际值进行对比，将隶属度较大的几个预测值绘于图中，结果图 3-2、图 3-3 和图 3-4 所示。

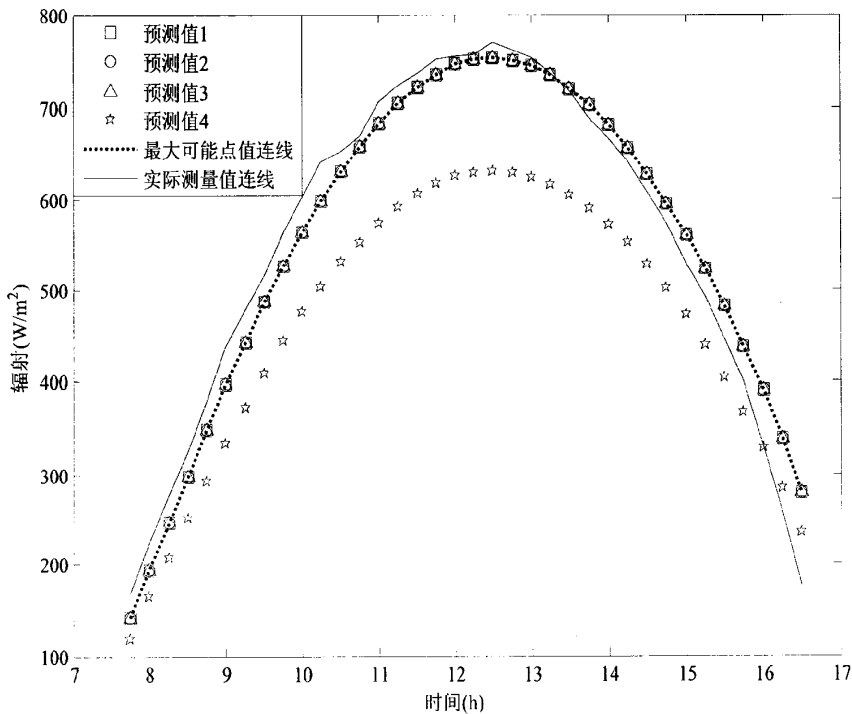


图 3-2 无云天气马尔科夫模型预测结果

图中，预测值 1、2、3、4 分别为预测可能值，虚线为每个时刻的最大可能预测值连线。晴朗无云时，天空中云量 $N=0$ ，并且隶属度唯一，云量变化小，所以多个预测点重合，预测也较准确；少云天气时，云量变化不显著，最大可能预测点连线较接近实测值曲线；而对于多云天气，云量变化快，随机性大，预测时也会相应出现多个预测值，预测准确度也不如晴天和少云天气预测效果好，在拐点预测时存在一定的滞后性。

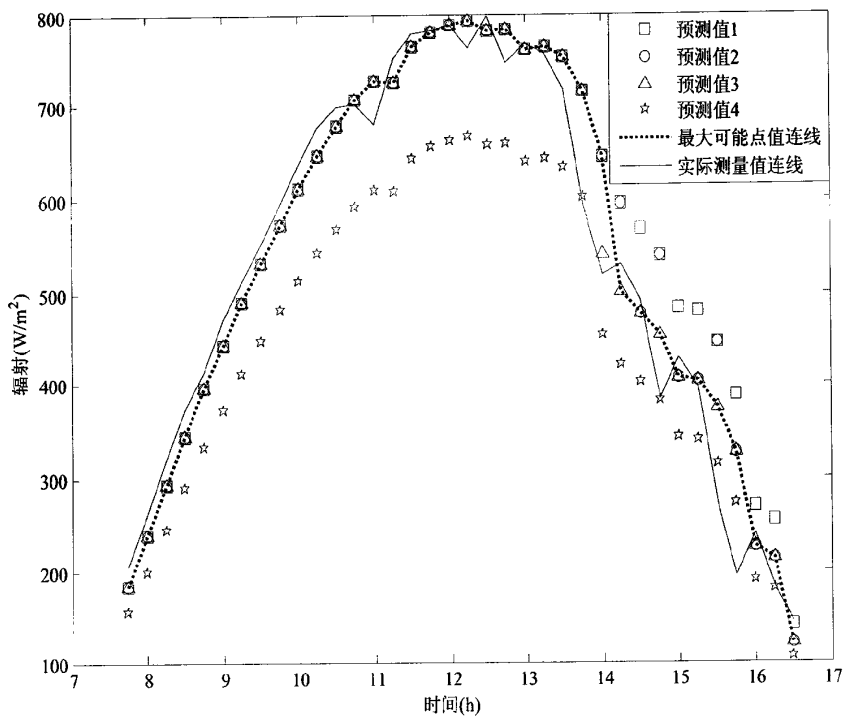


图 3-3 少云天气马尔科夫模型预测结果

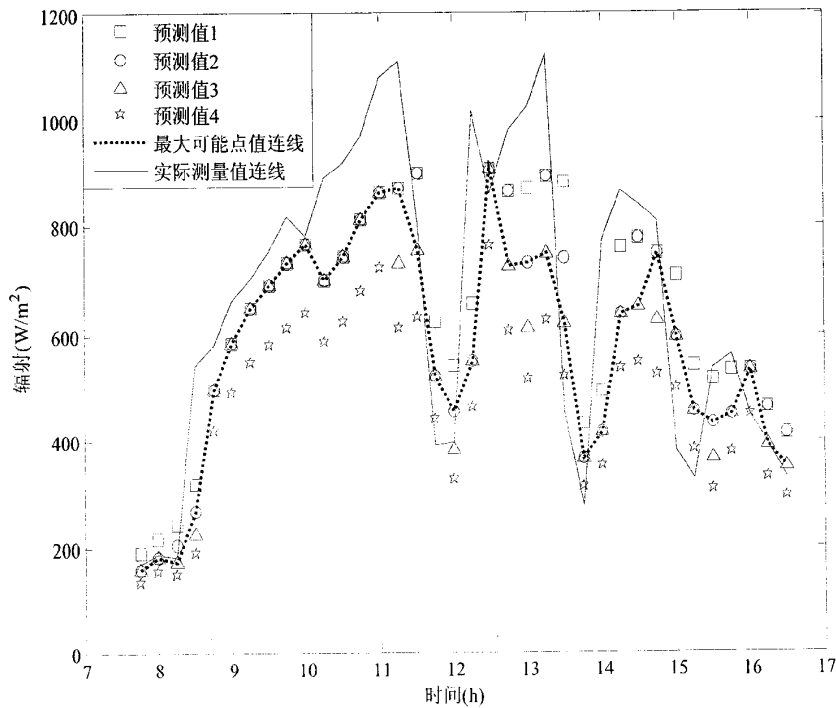


图 3-4 多云天气马尔科夫模型预测结果

考虑到多云时，正是小块云的漂浮移动使得天空中的云量呈现不断的变化，因此下一时刻的云量不仅与当下时刻云量有关，还可能与前一时刻的云量状态有关。比如，前两个时刻云量状态记录分别为 0、1，那么下一时刻云朵飘走，云量状态又变回 0 的可能性就会比较大，使得这个过程不再具有严格的无后效性。那么在预测时，可以将前一时刻云量状态与当前时刻云量状态的关系对下一时刻云量状态的影响程度考虑进来。

3.3 模糊马尔科夫预测模型

在许多实际问题中，过程并非具有严格的无后效性。例如，预报某地区汛期降水量，如果该地区已连续干旱两年，那么，下一年依然是干旱的可能性会是很小的。同样，多云天气时，云量的变化也有这种特性。这类过程可以被视为“大体上是无后效”的。而“大体上”又是一个模糊概念，因此“大体无后效”的这种预测方法被称为模糊马尔可夫过程，或模糊马尔可夫链^[37-39]。

3.3.1 方法原理

完全的无后效性是指 $n+1$ 时刻系统所处的状态仅与 n 时刻所处的状态有关，而与 n 时刻之前系统所处的状态无关。相应的，大体无后效性是指 $n+1$ 时刻系统所处的状态“几乎”与 n 时刻之前的状态无关。这里的“几乎”概念说明：在时刻 n 之前，越远离时刻 n ，系统的状态对 $n+1$ 时刻所处状态影响越小。

假设只考虑 $n-1$ 时刻的影响，而认为 $n-2$ 时刻以及此之前的状态与 n 时刻的状态转移无关。记

$$P_{kij} = P(E_j(n+1)|E_i(n), E_k(n-1)) \triangleq P(E_k \rightarrow E_i \rightarrow E_j) \quad (3-26)$$

$E_i(n)$ 表示系统在时刻 n 为状态 E_i 的事件。显然，若系统过程是完全无后效的，则有

$$\Delta P_{kij} \triangleq P(E_j(n+1)|E_i(n), E_k(n-1)) - P(E_j(n+1)|E_i(n)) = P_{kij} - P_{ij} = 0 \quad (3-27)$$

因此，数据 ΔP_{kij} 可以用来刻画一个模糊马尔可夫过程是“大体无后效”性的程度。

设“大体无后效”概念对应的模糊集为 A ，其隶属函数为 $\mu_{A(k,i,j)}$ 并满足如下条件：

- (1) 若 $\Delta P_{kij} = 0$ ，则表示过程是完全无后效的，那么 $\mu_{A(k,i,j)} = 1$ ；
- (2) 若 $\Delta P_{kij} \neq 0$ ，则 ΔP_{kij} 越大，说明过程的无后效性越小， $\mu_{A(k,i,j)}$ 越小；

(3) 对于给定的 k, j , 当 $P(E_j|E_i, E_k)=1$ 或 0 , 而 $P(E_i|E_k)=\frac{1}{k}$ (k 为状态数目) 时, 则认为过程是完全有后效的, 即 $\mu_{\Delta}(k, i, j)=0$ 。

在上述三个条件基础上, 取

$$\mu_{\Delta}(k, i, j) = \begin{cases} 0, & \text{当 } \frac{k}{k-1} \sum_{j=1}^k (\Delta P_{kij})^2 \geq 1 \\ 1 - \frac{k}{k-1} \sum_{j=1}^k (\Delta P_{kij})^2, & \text{其他} \end{cases} \quad (3-28)$$

设 \tilde{P}_{ij} 为状态 E_i 到 E_j 的模糊转移概率, 它表示时间序列在 n 时刻状态为 E_i 条件下, $n+1$ 时刻转移到状态 E_j 的概率。显然, 过程的无后效性越大, \tilde{P}_{ij} 越接近 P_{ij} , 反之, 则越接近于 P_{kij} 。假定 $n-1$ 时刻序列所处状态 E_{k_0} 是确定的, 于是有

$$\tilde{P}_{ij} = \mu_{\Delta}(k_0, i, \forall j) P_{ij} + [1 - \mu_{\Delta}(k_0, i, \forall j)] P_{k_0ij} \quad (3-29)$$

记 $\mu_{\Delta}(k_0, i, \forall j) \triangleq \mu_{k_0}$, 则

$$\tilde{P}_{ij} = \mu_{k_0} P_{ij} + [1 - \mu_{k_0}] P_{k_0ij} = P_{ij} + (1 - \mu_{k_0})(P_{k_0ij} - P_{ij}) = P_{ij} + (1 - \mu_{k_0}) \Delta P_{k_0ij} \quad (3-30)$$

因此在已知 $n-1$ 时刻和 n 时刻序列所处状态后, 依据 \tilde{P}_{ij} 就可以预测出下一时刻系统处于各个状态的概率。

3.3.2 预测步骤

本文的气象数据均来自 NREL 的 BMS 光伏实验室^[40], 该实验室气象数据的记录间隔为分钟级。本文基于该网站的气象数据, 以 15 分钟作为一个间隔、15 分钟内的平均值作为该点的数据值, 代入模型和公式进行预测和计算。

应用模糊马尔科夫预测方法进行预测的步骤如下:

(1) 读取数据, 计算晴空辐射 I ;

(2) 对每个云量数据定义其状态, 并根据抛物线函数计算每一时刻云量的隶属度矩阵 $\mu(n)$;

(3) 依据公式(3-21)、(3-22)统计计算一步转移矩阵 P_{ij} , 该方阵是个 9×9 阶的稀疏方阵;

(4) 针对不同的 $k \in [0, 8]$ 计算转移矩阵 P_{kij} , $P_{kij} = P(E_j(n+1)|E_i(n), E_k(n-1))$, 共是 9 个 9×9 阶的矩阵;

(5) 针对不同的 k 计算 $\Delta P_{ki} = P_{ij} - P_{kij}$, 并由它求隶属函数 $\mu_{\Delta}(k_0, i, \forall j)$, 代入公式(3-30)得不同 k 对应的模糊马尔科夫状态转移矩阵 $\tilde{P}_{ij} = \mu_{k_0} P_{ij} + [1 - \mu_{k_0}] P_{k_0ij}$;

- (6)在已知 $n-1$ 时刻云量为 k , n 时刻云量为 i 时, \tilde{P}_{ij} 为状态转移矩阵, 代替原状态转移矩阵 P , 并利用模糊马尔科夫状态转移矩阵 \tilde{P}_{ij} 模拟一下时刻云量 $\mu(n+1)=\mu(n)\cdot\tilde{P}_{ij}$, 得到 $n+1$ 时刻预测值隶属于各个模糊状态的程度;
- (7)根据最大隶属原理, 若 j 使得 $\mu_j(n+1)=\max\{\mu_1(n+1), \mu_2(n+1), \dots, \mu_k(n+1)\}$, 则预测下一时刻序列将转移到状态 E_j ;
- (8)将最大可能云量状态和情况辐射 I 代入公式(3-17), 求得下一时刻辐照度。

3.3.3 算例验证

利用模糊马尔科夫预测方法统计 2010 年 1 月~12 月 BMS 光伏实验室的云量数据, 形成各个状态的模糊马尔科夫状态转移矩阵, 用该矩阵模拟天空中云量, 仍对 2011 年 3 月 14 日(晴朗无云)、3 月 2 日(少云天气)和 3 月 12 日(多云天气)的辐射进行预测。由于模糊马尔科夫方法需已知前两个时刻的辐射, 所以预测起始时间为 8:00。将其最大可能预测结果与马尔科夫预测结果对比, 如图 3-5、3-6 和 3-7 所示, 图中 3 条曲线分别为马尔科夫预测点值连线、模糊马尔科夫预测点值连线 and 实际测量值连线, 当两种方法得到的预测值相同时, 预测值连线会重合。

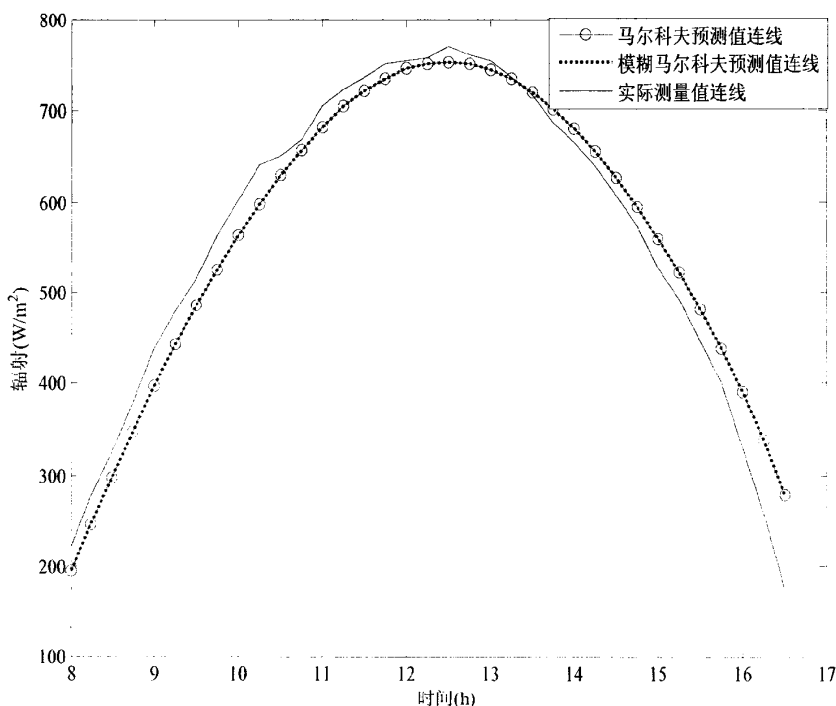


图 3-5 无云天气马尔科夫模型预测结果

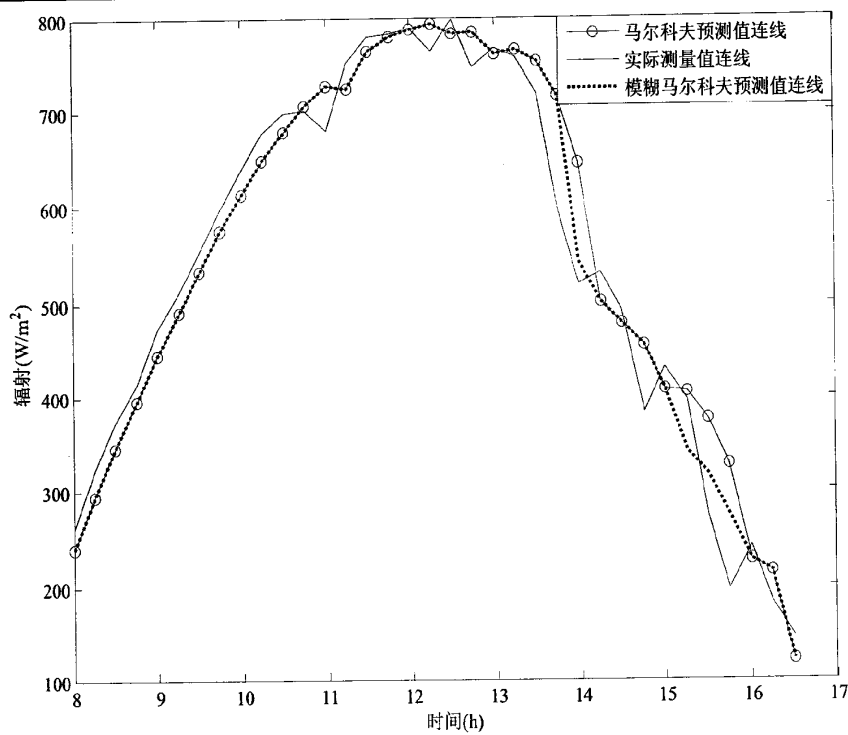


图 3-6 少云天气马尔科夫模型预测结果

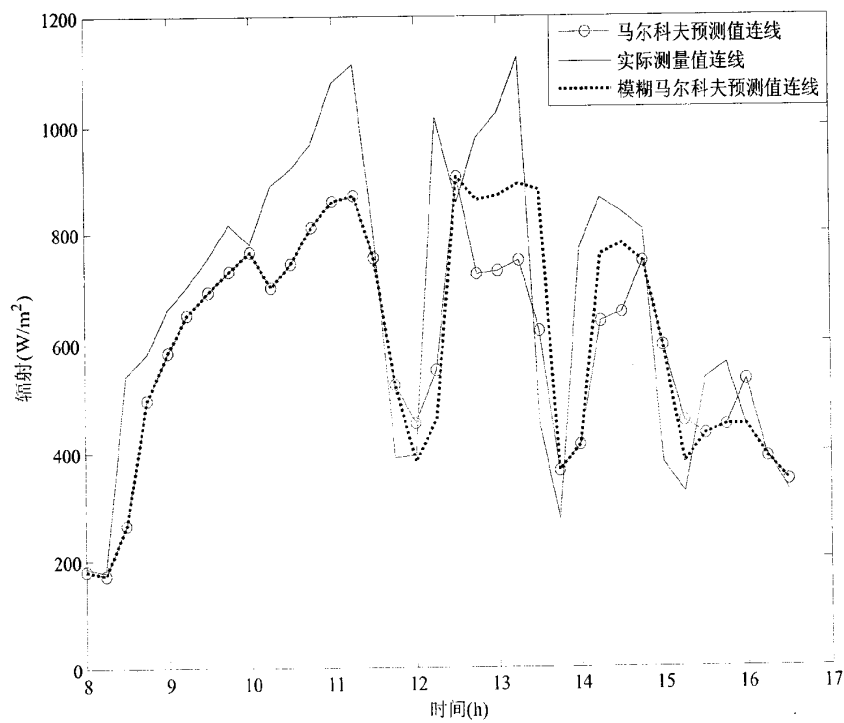


图 3-7 多云天气模糊马尔科夫模型预测结果

从以上 3 个图中可以看出：无云时，模糊马尔科夫和马尔科夫方法预测值一样，两条曲线重合；少云天气时，模糊马尔科夫和马尔科夫方法预测值差别也不大；多云天气时，模糊马尔科夫方法可在一定程度上改善马尔科夫方法预测的滞后性，在有些拐点处，预测效果较好。采用平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE 作为衡量标准，同公式(3-15)、(3-16)，进一步对比两个方法的预测结果，误差分别如下表 3-4 所示。从表中也可以看出，相对于马尔科夫方法的预测值，模糊马尔科夫预测的精度有所提高。

表 3-4 马尔科夫预测与模糊马尔科夫预测结果对比

	马尔科夫预测误差		模糊马尔科夫预测误差	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
少云天气	8.90%	8.80%	7.30%	6.90%
多云天气	21.20%	27.10%	19.60%	26.50%

3.4 本章小结

本章首先分析了影响太阳辐射的因素，有天文因素和环境因素。天文因素使得辐射按年和日呈现周期性变化，而环境因素决定了辐射变化的随机性。尤其是天空中的云层，对辐射的影响最大，变化也最无规律可循。

在分析各个影响因素的基础上，建立了地表总太阳辐射的计算模型。既考虑了日地距离变化及其自身特性，又考虑了大气层对辐射的吸收、散射与反射作用，将云量对辐射的影响视为在晴朗无云天气下的嵌入的一个衰减因子，再通过马尔科夫过程模拟天空中的云量来预测下一时刻的辐照度。在具体应用中，该方法又与云量的模糊划分联系起来，采用基于模糊状态的马尔科夫预测模型进行预测，同时考虑了云量的模糊性及其变化的随机性。

云量的变化过程并非具有严格的“无后效性”，尤其在多云天气时，前一时刻和当前时刻云量的状态关系会在一定程度上影响下一时刻的云量状态，因此采用模糊马尔科夫预测模型对辐射进行预测，并在算例中与马尔科夫方法进行了对比。结果证实模糊马尔科夫预测的效果比马尔科夫预测的效果较好，能在一定程度上改善马尔科夫预测带来的滞后性，预测精度也有所提高。

第 4 章 光伏发电出力预测模型

通过上一章的分析和研究,可以预测得到辐射量,但若想预测光伏发电功率,还需要建立一个较精确的辐射-功率模型。从第 1 章的分析可以得出,光电板接收的辐射量决定了其能够输出的最大功率电流值,温度决定了其输出最大功率电压值,最大功率点跟踪系统通过判断输出功率对电压的导数来维持光伏电池工作在最大功率点附近。因此光伏发电过程中,光伏阵列的输出功率是一个时刻变化的动态量,再加上模型本身的误差、测量仪器的误差、仪器工作效率问题等综合因素作用,即使在确定辐照度和温度下光伏电池的出力也不是一个固定值,而是在一定范围内波动。所以,通过预测辐射进行预测功率,就要在考虑多种不确定因素的基础上,建立辐射-功率模型。

4.1 光电板模型验证

第 2 章第 5 节给出了任意辐射和温度下的光伏电池出力的数学模型。为验证该模型的有效性,本文将新能源电力系统国家重点实验室薄膜电池光伏系统采集的环境数据代入该模型,并与实验室记录的实际有功数据进行比较。薄膜电池光伏系统带有最大功率跟踪功能,阵列的总容量为 10kWp,共由 90 块构成,6 个组并联,每组包括 15 块电池板单元,15 块电池板又由 3 串 5 并构成。光板的型号为 EST-115,单块电池板的具体参数见表 4-1。

表 4-1 EST-115 薄膜光伏电池板参数

名称	符号	参数
最大功率	P_m	115Wp
最大功率电压	V_m	107V
最大功率电流	I_m	1.08A
短路电流	I_{sc}	1.33A
开路电压	V_{oc}	139V
短路电流温度系数	α	0.10%
开路电压温度系数	β	-0.35%
光电板标准工作温度	NOTC	45℃
参考环境条件	STC	AM 1.5、1000 W/m ² 、25℃

光伏系统串联电阻值本身很小,所以为了简化模型,忽略串联电阻 R_s 。因

此根据公式(2-5)、(2-6)和光电板参数，每个光电板的负载电流就可以表示为

$$I_{pvc}(G,T)=1.28+0.95\times10^{-3}\times\left(\frac{G}{1000}\right)\times\left(T+\frac{G}{1000}\times(40-25)-25\right)+1.33\times\left(\frac{G}{1000}-1\right) \quad (4-1)$$

考虑到该光伏电站由六个发电模块并联而成，每个模块又由 3 串 5 并构成，当把负载电压设定为 107V 时，并考虑逆变器的效率为 0.95，光伏电站的出力可以写为

$$P_{pvc}(G,T)=0.95\times30\times3\times107\times I_{pvc}(G,T) \quad (4-2)$$

用 2011 年 10 月 12 日 10:30~15:30 的数据对模型进行检验，实际值和模型计算值分别绘于图中，如图 4-1 所示。从图中可以看出，该模型的误差较大。

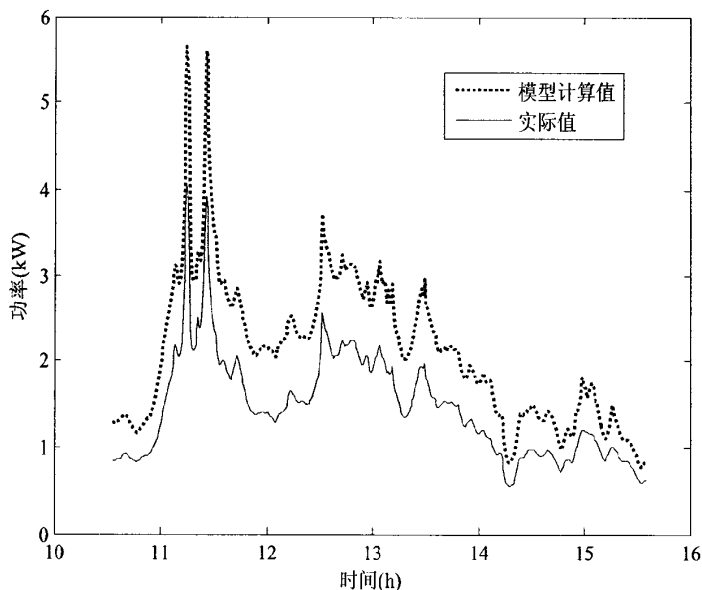


图 4-1 光电板原理模型计算结果

4.2 最小二乘拟合

为进一步寻找辐射与功率直接的关系，本文统计了光伏实验室 10 月-11 月的辐射数据与功率数据，将其对应点绘于图中，如图 4-2 所示。从图中可以看出，功率与辐射成正比关系，辐射越大，输出功率越多。因此本文采用最小二乘曲线拟合的方法建立辐射与功率的对应函数。

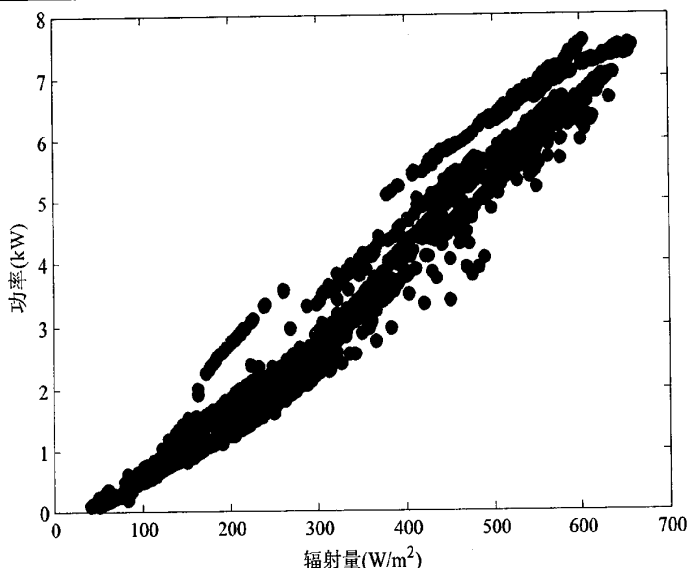


图 4-2 辐射-功率对应关系散点图

4.2.1 原理

所谓最小二乘拟合,就是从一组测得的数据中去求得自变量 x 和因变量 y 之间的一个近似解析表达式,使得误差最小,也就是给定 M 个点进行曲线拟合的问题。

拟合曲线常用 n 次多项式表示,如 $P_n(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k$,有时还用指数多项式

$P_n(x) = \sum_{k=0}^n a_k \exp(-(x-b_k)/c_k)^2$ 或幂指函数 $P_n(x) = ax^b + c$ 来进行拟合。以最小二乘多项式为例,其原理为:对于给定数据点 $\{(x_i, y_i)\} (i=1, 2, 3, \dots, m)$, 首先设定 n

次多项式 $P_n(x)$ (假定 $m > n$) 为 $P_n(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k$, 如果多项式 $P_n(x)$ 满足

$E = \left\{ \sum_{i=0}^m [P_n(x_i) - y_i]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$ 最小, 则 $P_n(x)$ 称为最小二乘拟合多项式, 对应的曲线称为

最小二乘曲线。一般为了方便计算,考虑 $E^2 = \sum_{i=0}^m [P_n(x_i) - y_i]^2 = \sum_{i=0}^m \left[\sum_{k=0}^n a_k x_i^k - y_i \right]^2$ 最

小。因此,上述问题就是求极值 $a_k (k=1, 2, 3, \dots, n)$ 使之成立的解的问题。由多元函数求极值的必要条件,对 a_0, a_1, \dots, a_n 分别求偏导,再使偏导为零,即可得^[41]:

$$\begin{cases} \frac{\partial E^2}{\partial a_0} = \sum_{i=0}^m 2[\sum_{k=0}^n a_k x_i^k - y_i] = 0 \\ \frac{\partial E^2}{\partial a_1} = \sum_{i=0}^m 2x_i[\sum_{k=0}^n a_k x_i^k - y_i] = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial E^2}{\partial a_n} = \sum_{i=0}^m 2x_i^n[\sum_{k=0}^n a_k x_i^k - y_i] = 0 \end{cases} \quad (4-3)$$

经化简整理后可得

$$\begin{bmatrix} m+1 & \sum_{i=0}^m x_i & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^n \\ \sum_{i=0}^m x_i & \sum_{i=0}^m x_i^2 & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^{n+1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \sum_{i=0}^m x_i^n & \sum_{i=0}^m x_i^{n+1} & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^{2n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^m y_i \\ \sum_{i=0}^m x_i y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^m x_i^n y_i \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

由此解得所需要的参数 a_0, a_1, \dots, a_n ，将其代入 $P_n(x)$ 即可得到最小二乘拟合多项式。

4.2.2 辐射-功率的最小二乘曲线拟合

根据上述原理，在 MATLAB 中对光伏实验室 2011 年 10 月 19 日-11 月 22 日的辐射数据和功率数据采点进行曲线拟合。虽然随着模型阶数的增加误差会越来越小，但是函数的复杂度又会进一步影响后续的计算，所以阶数一般都在三阶以内。本文分别采用多项式函数、指数函数和幂函数的形式进行拟合，并将拟合结果进行对比，结果如表 4-2 所示。

表 4-2 拟合曲线误差对比

	模型	模型的均方根误差
三阶多项式模型	$P(x) = \sum_{k=0}^3 a_k x^k$	0.3269
三阶指数模型	$P(x) = \sum_{k=0}^3 a_k \exp(-((x-b_k)/c_k)^2)$	0.3175
二阶指数模型	$P(x) = \sum_{k=0}^2 a_k \exp(-((x-b_k)/c_k)^2)$	0.3299
幂函数模型	$P(x) = ax^b + c$	0.3406

从表中可以清晰看出，三阶指数模型误差相对较小，但是其拟合时间长，计算量大，不利于实际应用计算；多项式模型相对于二阶指数模型误差较小，所以本文采用三阶多项式函数作为拟合曲线对功率进行计算，拟合曲线如图 4-3 所示。

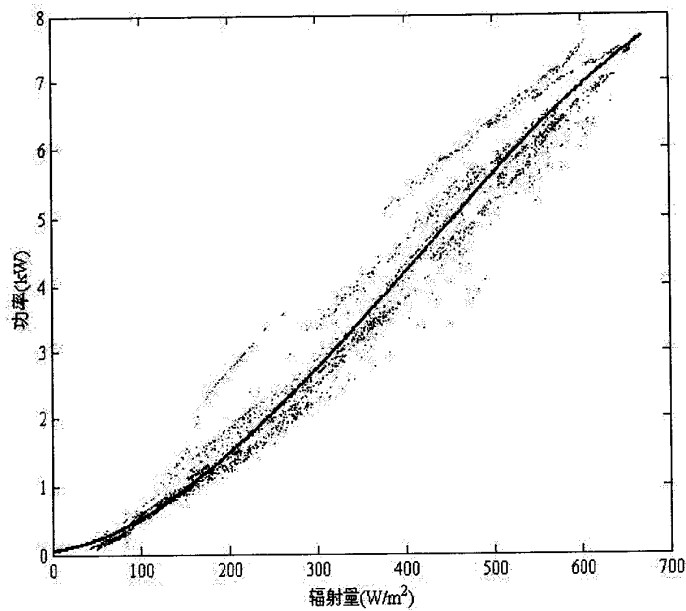


图 4-3 三次多项式拟合结果

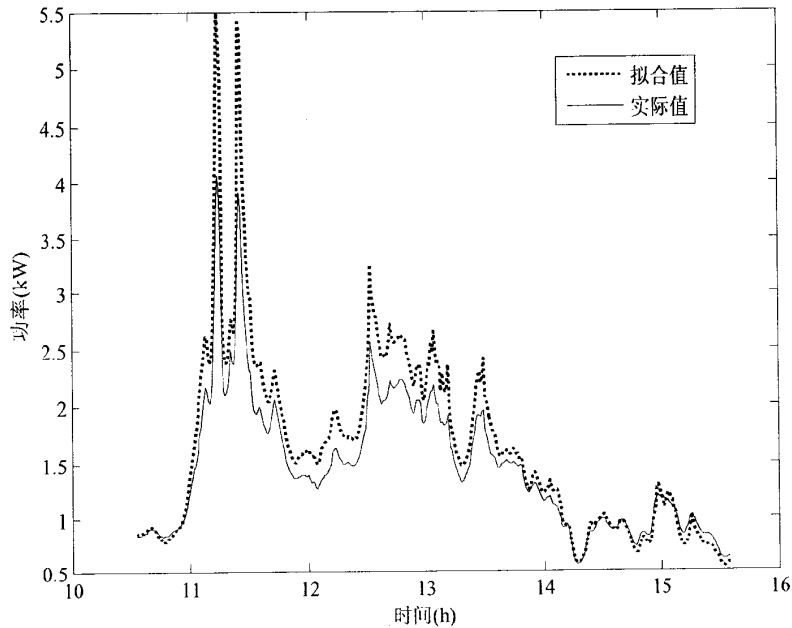


图 4-4 最小二乘拟合曲线模型计算结果

仍然取 2011 年 10 月 12 日的数据对拟合的三次多项式函数模型进行验证，结

果如图 4-4 所示。

将最小二乘拟合结果与 4.1 中光电板模型计算结果进行对比，结果和误差分别如下表 4-3 所示。通过对比可以发现，最小二乘拟合模型的误差比原理模型的误差较小，拟合值与实际值更接近。

表 4-3 最小二乘拟合与原理模型的误差对比

时间	实际值(kW)	模型值(kW)	拟合值(kW)	模型相对误差	拟合相对误差
10:30	0.85	1.27	0.87	49.97%	2.20%
10:45	0.86	1.23	0.83	42.59%	-3.23%
11:00	1.19	1.81	1.30	52.02%	9.34%
11:15	4.07	5.65	5.49	38.78%	34.92%
11:30	2.33	3.46	2.96	48.54%	27.04%
11:45	1.84	2.61	2.06	42.09%	11.92%
12:00	1.38	2.16	1.62	56.69%	17.23%
12:15	1.60	2.48	1.93	55.24%	20.82%
12:30	2.08	2.98	2.45	43.48%	17.87%
12:45	2.18	3.10	2.57	42.26%	18.04%
13:00	2.02	2.93	2.38	44.92%	18.07%
13:15	1.43	2.13	1.58	48.90%	10.68%
13:30	1.75	2.60	2.05	48.65%	16.95%
13:45	1.48	2.13	1.58	43.60%	6.94%
14:00	1.17	1.75	1.25	49.68%	6.61%
14:15	0.67	1.02	0.68	51.93%	2.17%
14:30	0.98	1.45	1.00	47.92%	2.22%
14:45	0.83	1.19	0.81	43.47%	-2.98%
15:00	1.20	1.80	1.29	49.77%	7.53%
15:15	0.90	1.12	0.75	24.01%	-16.39%
15:30	0.75	0.97	0.65	28.97%	-13.12%

4.2.3 最小二乘曲线拟合修正

从图 4-3 中可以看出，拟合曲线虽然符合大多数点的分布，但是仍然有些点位于拟合曲线较远的上方，也有些位于拟合曲线的下方，为模糊带状对应关系。为进一步得到较准确的计算结果，本文分析了位于拟合曲线上方的点对应的环境因素的特征，主要从温度、湿度和辐射变化度三个方面进行了考虑。

1、温度与出力的关系

如下图 4-6 所示，拟合曲线上方的点，对应的温度不一定很高，但是温差变化小，能够在较长时间稳定在一个值附近。

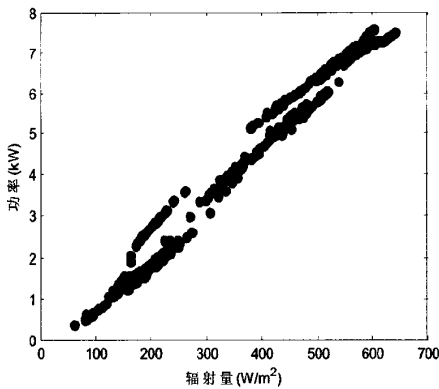


图 4-5 位于拟合曲线上方的点

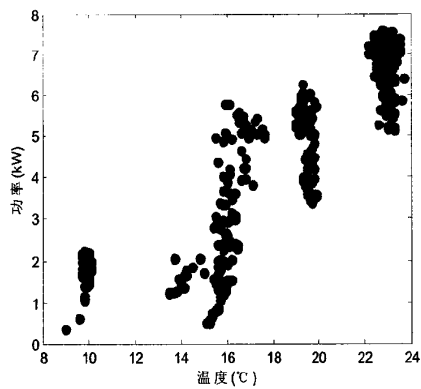


图 4-6 曲线上方点对应温度情况

2、湿度与出力的关系

从图 4-8 中可以看出，拟合曲线上方的点，湿度普遍偏小。拟合曲线下方的点，湿度普遍偏大。这主要由于雨天或者湿度大的天气，光伏板对辐射的吸收效果不好所导致的。

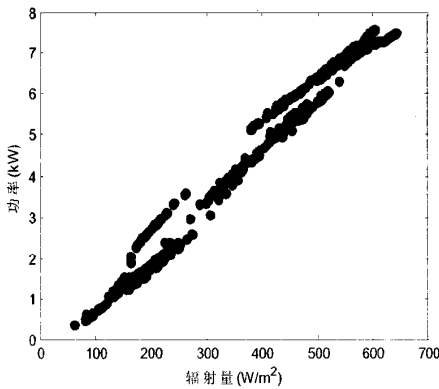
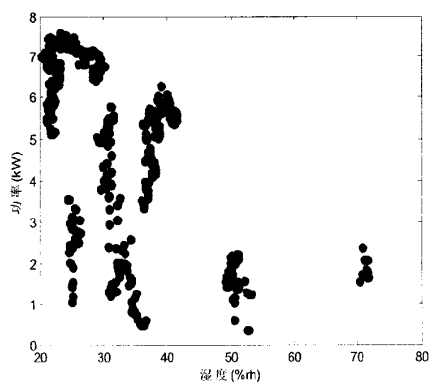


图 4-7 位于拟合曲线上方的点图



4-8 曲线上方点对应湿度情况

3、辐射波动度与出力的关系

图 4-9 为最小二乘拟合值与实际值的对比。从图中可以看出，当天空晴朗无云、辐射波动小时，功率跟踪辐射的变化相对平稳；当天空多云、辐射波动较大时，输出功率不会随着辐射波动到相应位置。在图中横坐标为 120 附近，辐射突然减小，拟合功率值也减小，但实际值比拟合值大。因此，对于天空多云，太阳能电池板接收到的辐射波动大，光伏阵列输出的功率波动相对较小。

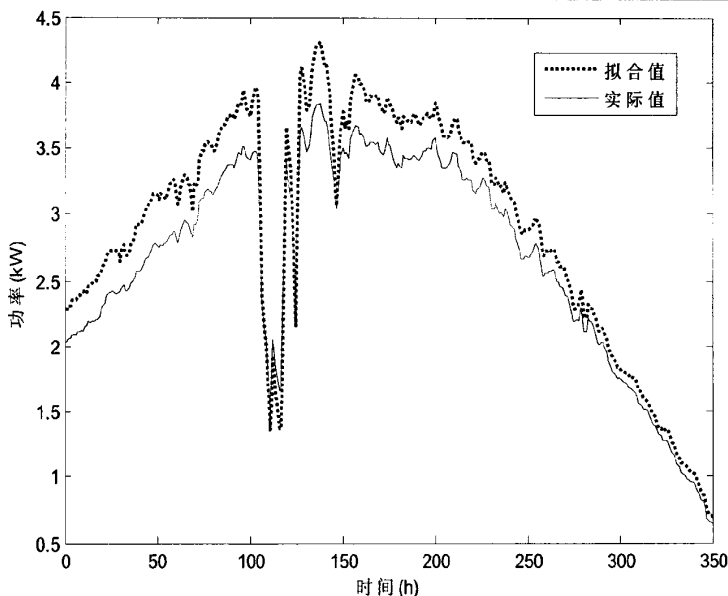


图 4-9 辐射波动情况与拟合值大小的关系

本文基于以上的分析对拟合函数求出的功率直接进行修正，修正公式为：

$$P(x) = \sum_{k=0}^3 a_k x^k + \Delta p \quad (4-5)$$

式中 $\Delta p = a_1 \times 0.1 + a_2 \times 0.2 + a_3 \times 0.2$ 。

校正系数 a_1 、 a_2 、 a_3 分别代表温度、湿度和辐射波动情况对出力的影响，其取值定义如下：

(1) a_1 的取值：上午 11:00 到下午 14:00，视为一天中温度变化小的阶段，该阶段 a_1 取值为 1；其余时间 a_1 的取值为 0。

(2) a_2 的取值：雨天湿度大， a_2 取值为 -1；阴天或雨天过后，空气仍然潮湿， a_2 取值为 -0.5；而多日晴天的情况下，湿度小，该日 a_2 取值为 1。同时考虑到雨天后第一天晴天时，经过中午的日晒，下午的湿度较上午的湿度减小，所以下午 a_2 取值可以为 0。

(3) a_3 的取值：无云或者阴天时，云量对辐射的影响小，辐射波动小，不用对模型进行修正；多云天气，辐射波动大，若辐射突然变大， a_3 取值为 -1；若辐射突然变小， a_3 取值为 1。

采用修正后的模型对 10 月 12 日的功率进行计算。该日的天气情况为：雨后，多云；秋天天气凉，一天中的湿度变化不大，云量对辐射的影响也集中在中午 11:00~14:00 左右。结合实际天气情况，根据修正系数对拟合值进行修正，将最终的

修正值与实际值的结果绘于图中，如图 4-10 所示。

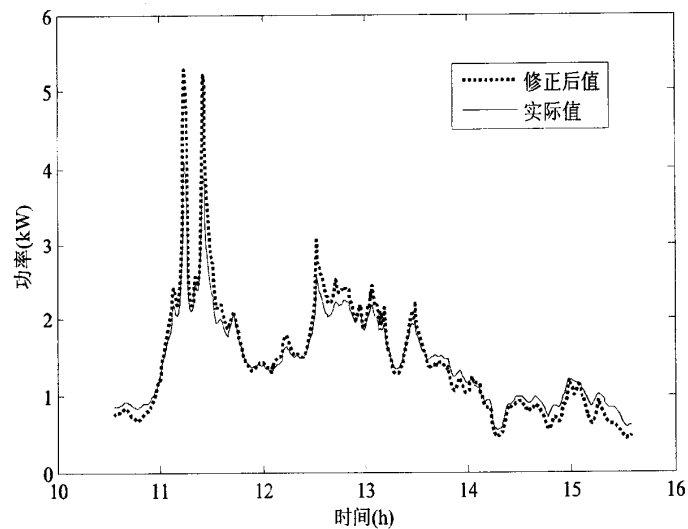


图 4-10 最小二乘拟合修正后结果

将修正前和修正后相对于实际值的误差进行对比，如表 4-4 所示。从结果可以看出，中午时段修正后的结果较修正前的精度有所提高，但是上午和傍晚时刻，误差反而偏大。这是由于实际输出功率小，所以相对误差显得较大。

表 4-4 修正前与修正后的误差对比

时间	实际值 (kW)	修正前 (kW)	修正后 (kW)	修正前相对误差	修正后相对误差
10:30	0.85	0.87	0.67	2.20%	-9.41%
10:45	0.86	0.83	0.63	-3.23%	-15.12%
11:00	1.19	1.30	1.10	9.34%	-0.84%
11:15	4.07	5.49	5.29	34.92%	30.00%
11:30	2.33	2.96	2.76	27.04%	18.45%
11:45	1.84	2.06	1.86	11.92%	1.05%
12:00	1.38	1.62	1.42	17.23%	2.74%
12:15	1.57	1.86	1.66	18.39%	5.65%
12:30	2.14	2.65	2.45	24.06%	14.72%
12:45	2.2	2.59	2.39	17.58%	8.49%
13:00	2.02	2.38	2.18	18.07%	8.17%
13:15	1.43	1.58	1.38	10.68%	-3.31%

表 4-4 （续表）

时间	实际值 (kW)	修正前 (kW)	修正后 (kW)	修正前相对误差	修正后相对误差
13:30	1.75	2.05	1.85	16.95%	5.52%
13:45	1.48	1.58	1.38	6.57%	-6.57%
14:00	1.17	1.25	1.05	6.61%	-10.48%
14:15	0.67	0.68	0.58	2.17%	-12.76%
14:30	0.98	1.00	0.90	2.22%	-7.99%
14:45	0.83	0.81	0.71	-2.98%	-15.03%
15:00	1.2	1.29	1.19	7.53%	-0.81%
15:15	0.9	0.75	0.65	-16.39%	-27.51%
15:30	0.75	0.65	0.55	-13.12%	-26.45%

采用平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE 作为衡量标准，进一步对比模型计算值、修正前拟合值与修正后的模型结果，如表 4-5 所示。从表中可以看出，修正模型的精度最高。

表 4-5 三种模型的误差对比

	模型值	拟合值	修正值
MAE	45%	12.9%	12.5%
RMSE	63.3%	25%	21%

4.3 本章小结

本章在分析辐射与功率对应关系的基础上，采用最小二乘拟合建立了由辐射计算出力的模型。通过与第二章建立的光伏电池原理模型结果进行对比可以得到，最小二乘拟合模型较光伏电池原理模型更精确。然而，拟合曲线虽然经过了大部分的点，展现了辐射与功率的对应关系，但是仍然有很多点分布在曲线的两侧，辐射和功率更似一个带状对应关系。因此通过分析曲线上方和下方的点所对应的环境情况，得到了光伏系统出力大小与温度、湿度和辐射波动大小的关系，并依此对最小二乘拟合曲线模型进行了修正，修正后模型误差进一步减小。

第 5 章 结论与展望

光伏发电输出功率主要由光电板接收到的辐射强度决定,大气中云层的存在及其运动,使得到达地面的辐射量会出现随机的突变,进而影响光伏系统的出力。即使在同一辐射量条件下,光伏系统的输出功率也不是一个单值对应的函数,受许多不确定因素的影响。因此,本文考虑多种不确定因素对光伏发电系统输出功率的影响,在对云量进行模糊划分的基础上,通过统计云量的状态转移矩阵来模拟大气状况进而预测辐射,再通过分析辐射与功率的关系建立了由辐射计算出力的模型,实现了对光伏发电出力的预测。

5.1 结论

1、通过对地面辐射量影响因素的分析,建立了计算辐射的物理模型,该模型可以通过观测时间、观测地点、气压、气团指数、气溶胶光学深度和云量等参数计算地表太阳辐射量。

2、对云量的状态进行了模糊划分,其隶属函数为抛物线函数,更符合云量的实际情况。

3、通过数据统计得到了具有模糊状态的云量马尔科夫状态转移矩阵,并利用该矩阵模拟天空中云量的随机变化,进而对辐射进行了预测。通过算例进行验证表明,该方法对晴朗无云和少云天气下辐射量的预测效果较好,最大可能预测点值较接近实际测量值。但在多云天气辐射量波动较大时,预测仍存在一定滞后性。

4、应用模糊马尔科夫模型,通过模拟天空中的云量对辐射进行了预测。与马尔科夫模型结果对比得到,该模型在预测多云天气的辐射时,可在一定程度上改善马尔科夫预测带来的滞后性,预测精度也有所提高。模糊马尔科夫模型考虑了多云天气时,小块云的漂浮移动,使得前一时刻和当前时刻云量的状态关系会在一定程度上影响下一时刻的云量状态,更适用于云量变化的“大体无后效”过程。

5、利用最小二乘曲线拟合建立了辐射-功率的模型,并考虑其他不确定因素对出力的影响,对模型进行了修正,进一步改善了模型的精度,更符合辐射与出力之间的带状对应特性。

5.2 展望

目前，基于物理模型的光伏发电输出功率预测正处于起步阶段，如何合理的考虑天气状况和其他不确定因素对光伏发电出力的影响，对于光伏系统出力预测的理论研究和实际应用都是非常必要的。以后可以在以下几个方面继续深入研究：

1、辐射预测中，除了云量的影响之外，还存在其他的不确定因素，如云高、云的类型、气溶胶含量等。如何合理的预测这些不确定因素，进一步完善有云天气下的辐射计算模型，对光伏系统出力预测的发展至关重要。

2、影响光伏出力的因素具有明显的不确定性，考虑利用不确定理论，建立光伏发电出力预测的模型。

参考文献

- [1] 李全林. 能源与可再生能源[M]. 南京: 东南大学出版社, 2008: 35-42
- [2] Mukund R.P.. Wind and solar power sysem[M]. CRCPress. 1999: 107-132
- [3] 隋岗. 小型独立光伏发电系统的分析与设计[D]. 青岛: 青岛大学, 2009
- [4] 李俊峰. 中国光伏发展报告[M]. 北京: 中国环境科学出版社, 2007: 365-373
- [5] Atsushi Yona, Tomonobu Senjyu, Toshihisa Funabashi. Application of Recurrent Neural Network to Short-Term-Ahead Generating Power Forecasting for Photovoltaic System[C]. Power Engineering Society General Meeting, 2007: 1-6
- [6] 栗然, 李广敏. 基于支持向量机回归的光伏发电出力预测[J]. 中国电力, 2008, 41(2): 74-78
- [7] 卢静, 翟海青, 刘纯, 王晓蓉. 光伏发电功率预测统计方法研究[J]. 华东电力, 2010, 38(4), 563-567
- [8] Didier Thevenard, Sophie Pelland. Estimating the uncertainty in long-term photovoltaic yield predictions[J]. Solar Energy, 2011, 45: 1243-1248.
- [9] 李华, 胡奇英. 预测与决策[M]. 西安: 电子科技大学出版社, 2005: 1:87
- [10] 李征. 光伏并网发电系统及其控制策略的研究[D]. 天津: 天津大学, 2008.
- [11] Mohsen Ben Ammar, Maher Chaabene, Ahmed Elhajjaji. Daily energy planning of a household photovoltaic panel[J]. Applied Energy. 2010, 87: 2340-2351
- [12] 丁明, 徐宁舟. 基于马尔可夫链的光伏发电系统输出功率短期预测方法[J]. 电网技术, 2011, 35(2): 153-157
- [13] I.-S. Kim and M.-J. Youn. Variable-structure observer for solar-array current estimation in a photovoltaic power-generation system[C]. IEE Proc.-Electr. Power Appl., 2005, 152, No. 4
- [14] M. Uzunoglu, O.C. Onar, M.S. Alama. Modeling, control and simulation of a PV/FC/UC based hybrid power generation system for stand-alone applications[J]. Renewable Energy, 2009, 34: 509-520
- [15] Christian A, Gueymard. Direct and indirect uncertainties in the prediction of tilted irradiance for solar engineering applications[J]. Solar Energy, 2009, 83: 432-444
- [16] 赵颖. 独立运行光伏发电系统的研究[D]. 大连: 大连理工硕士学位论文, 2009
- [17] 贺琳, 李英姿. 改进 GM(1, 1)残差修正模型在光伏发电量短期预测中的应用[J]. 北京建筑工程学院学报, 2008, 24(4): 61-65
- [18] Chun-Hua Li, Xin-Jian Zhu. Dynamic modeling and sizing optimization of stand-alone photovoltaic power systems using hybrid energy storage technology[J]. Renewable Energy, 2009, 34: 815-826
- [19] 陈闽江. 光伏发电系统的蒙特卡罗序贯仿真[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2004
- [20] 茆美琴, 余世杰, 苏建徽. 带有 MPPT 功能的光伏阵列 Matlab 通用仿真模型[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(5): 1248-1251
- [21] Brian N. Belcher, Arthur T. DeGaetano. A revised empirical model to estimate solar radiation using automated surface weather observations[J]. Solar Energy, 2007, 81: 329-345
- [22] Lin Phyto Naing, Dipti Srinivasan. Estimation of Solar Power Generating Capacity[C]. Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), IEEE 11th International Conference, 2010, 95-100

- [23] 文小航. 中国大陆太阳辐射及其与气象要素关系的研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2008
- [24] S. Janjai, P. Pankaew, J. Laksanaboonsong. A model for calculating hourly global solar radiation from satellite data in the tropics[J]. *Applied Energy*, 2009, 86: 1450–1457
- [25] 栗然, 陈倩, 徐宏锐. 考虑相关因素的最小二乘支持向量机风速预测方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2010, 38(21): 1-6
- [26] G. Notton, P. Poggi, C. Cristofari. Predicting hourly solar irradiances on inclined surfaces based on the horizontal measurements: Performances of the association of well-known mathematical models[J]. *Energy Conversion and Management*, 2006, 47: 1816–1829
- [27] Evangelos Rikos, Stathis Tselepis, Carsten Hoyer-Klick, and Marion Schroedter-Homscheidt. Stability and Power Quality Issues in Microgrids Under Weather Disturbances[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2008, 9(1), No. 3
- [28] M. Grigianti, F. Mottes, D. Zardi, M. de Franceschi. Experimental solar radiation measurements and their effectiveness in setting up a real-sky irradiance model[J]. *Renewable Energy*, 2011, 36: 1-8
- [29] Shah Alam. Prediction of direct and global solar irradiance using broadband models: Validation of REST model[J]. *Renewable Energy*, 2006, 31: 1253–1263
- [30] Valerio Lo Brano, Aldo Orioli, Giuseppina Ciulla, Alessandra Di Gangi. An improved five-parameter model for photovoltaic modules[J]. *Solar Energy Materials & Solar Cells*, 2010, 94: 1358–1370
- [31] 李小芳, 陈青云. 用云遮系数法计算日光温室内太阳辐射[J]. *农业工程学报*, 2004, 20(3): 212-216
- [32] Jimmy S. G. Ehnberg, Math H. J. Bollen. Simulation of global solar radiation based on cloud observations[J]. *Solar Energy*, 2005, 78: 157–162
- [33] M. G. Iziomon, H. Mayer. Assessment of some global solar radiation parameterizations[J]. *Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2002, 64: 1631–1643
- [34] A. Moreno-Munoz, J. J. G. de la Rosa, R. Posadillo and V. Pallares. Short term forecasting of solar radiation[C]. *IEEE*, 2008, 978-1-4244-1666: 1537-1541
- [35] 刘克. 实用马尔可夫决策过程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 279-321
- [36] 陈刚毅, 丁旭羲, 赵丽妍. 用模糊神经网络自动识别云的技术研究[J]. *大气科学*, 2005, 29(5): 837-844
- [37] 陈世权. 模糊预测[M]. 贵州: 贵州科技出版社, 1994
- [38] 黄银华. 马尔科夫链在中长期负荷组合预测中的应用[D]. 长沙: 湖南大学, 2010
- [39] A. Shamshad, M.A. Bawadi, W.M.A. Wan Hussin, T.A. Majid, S.A.M. Sanusi. First and second order Markov chain models for synthetic generation of wind speed time series[J]. *Energy*, 2005, 30: 693–708
- [40] <http://www.nrel.gov/midc/>, 美国新能源实验室
- [41] 陈跃宁, 徐征. 最小二乘拟合计算有机薄膜晶体管迁移率的研究[J]. *物理学报*, 2010, 59(11), 8113-8116
- [42] Shary S P. A New Technique in Systems Analysis under Interval Uncertainty and Ambiguity[J]. *Reliable Computing*, 2002, 8(5): 321-418

在学期间发表的学术论文和参加科研情况

发表的学术论文

- [1] 赵书强, 姚荃. 考虑不确定因素的光伏发电出力预测[C]. 中国高等学校电力系统及其自动化专业第 27 届学术年会. 2011

致 谢

感谢导师赵书强教授对本人在硕士研究生阶段的亲切关心和悉心指导。他严肃的科学态度，严谨的治学精神，精益求精的工作作风，诲人不倦的高尚师德，严以律己、宽以待人的崇尚风范，朴实无华、平易近人的人格魅力深深地感染和激励着我。我不仅学到了研究学习的基本方法，还领悟到了许多待人接物和为人处世的道理。本论文从选题到完成，赵书强老师倾注了大量心血。在此，谨向赵书强老师表示崇高的敬意和衷心的感谢！

在本课题的研究工作中，华北电力大学发电教研室全体老师给予了热情的指导和帮助，在此，向他们表示衷心的感谢！

最后感谢我的家人和朋友，感谢他们在精神上支持和鼓励我一直努力奋斗、积极向上。

考虑不确定因素的光伏发电出力预测

作者：[姚荃](#)

学位授予单位：[华北电力大学\(保定\)](#)

引用本文格式：[姚荃](#) [考虑不确定因素的光伏发电出力预测](#)[学位论文]硕士 2012