第 49 卷 第 2 期：840-848 高电压技术 Vol.49, No.2: 840-848
2023 年 2 月 28 日 High Voltage Engineering February 28, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20220490

基于隐马尔科夫修正的光伏中长期电量预测及调度计划应用

刘大贵[1,2]，王维庆[1]，张慧娥[3]，李国庆[2]，肖桂莲[2]，张　斌[2]
（1. 新疆大学可再生能源发电与并网技术教育部工程研究中心，乌鲁木齐 830047;
2. 国网新疆电力有限公司电力调度控制中心，乌鲁木齐 830063;
3. 新疆工程学院能源工程学院，乌鲁木齐 830023）

摘　要：构建高精度的光伏中长期可用电量预测模型，对电力市场调度模式下的月度计划制定具有重要意义。为此，首先建立了基于差分自回归移动平均模型的光伏发电可用电量预测统计模型，实现了横向逐月移动的未来年际预测；然后，考虑光资源月度的差异性和同季节的平稳性，提出了基于隐马尔科夫模型的光伏发电可用电量预测修正方法，实现了纵向同月递推的差异月度预测修正。基于新疆电网某地区光伏运行数据，对方法的有效性进行了验证，结果表明所提出方法预测精度较高。最后，通过在新疆新能源月度计划控制系统中进行应用，实现了月度计划和日前计划动态滚动跟踪相结合的调度计划模式，满足了调度生产运行的需求。
关键词：ARIMA 模型；HMM 模型；中长期预测；光伏发电；调度计划；电力市场

Mid-long Term Available Quantity of Electricity Forecasting with Error Calibration by Hidden Markov Model in Photovoltaic and Application of Dispatching Plan

LIU Dagui[1,2], WANG Weiqing[1], ZHANG Huie[3], LI Guoqing[2], XIAO Guilian[2], ZHANG Bin[2]
(1. Engineering Research Center of Education Ministry for Renewable Energy Power Generation and Grid Control, Xinjiang University, Urumqi 830047, China; 2. Power Dispatching Control Center, State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd., Urumqi 830063, China; 3. College of Energy Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi 830023, China)

Abstract：The development of a high-precision model for forecasting the medium- and long-term power availability of photovoltaic (PV) power is critical for the development of monthly plans in the electricity market dispatch model. Therefore, a statistical model for forecasting the PV power generation availability based on a differential autoregressive moving average model is developed to realize a horizontal monthly-moving forecast on the future inter-annual basis. Then, the monthly variability of light resources and the smoothness of the same season are taken into account, and a correction method for forecasting the PV power generation availability based on the hidden Markov model is proposed to achieve a vertical monthly forecast correction with the same monthly recurrence of variability. The validity and accuracy of the method are confirmed by using PV operation data from a Xinjiang power grid region.
Key words：ARIMA model; HMM model; mid-long term forecasting; photovoltaic; dispatching plan; electricity market

0　引言

构建新型电力系统是落实国家战略部署[1]，实现“碳达峰、碳中和”目标的重要手段。随着光伏发电装机容量占比和电量渗透率的不断提高，光伏优先消纳调度矛盾依然突出[2-5]，开展适应多品种市场化交易的光伏月度调度计划模式研究具有重要意义。

现阶段我国电力市场中长期交易以合同电量交易为主，基于电量平衡进行中长期安全校核，经过年度—月度—多日进行电量分解，从机组组合开机方式[6-7]、日前经济调度[8-9]、可再生能源优先消纳[10]等角度出发，逐日分解到日调度计划曲线中。文献[11-12]从风−光−水等多能互补的角度出发，建立了联合优化调度模型；文献[13]构建了风电相关

基金资助项目：自治区重点实验室开放课题(2018D04005)；国家自然科学基金(51667020)；自治区高校科研计划自然科学重点项目(XJEDU2019I009)；教育部创新团队(IRT_16R63)。
Project supported by the Open Project of Key Laboratory in Autonomous Re-gion (2018D04005), National Natural Science Foundation of China (51667020), Key Natural Science Projects of Universities (XJEDU2019I009), Innovation Team of the Ministry of Educa-tion (IRT_16R63).

性多场景优化调度，基于场景分析建立了机组组合两阶段调度模型，但均未考虑新能源中长期合同电量约束。文献[14]提出了计及交易优先级和电力电量平衡约束的电量分解方法，实现了年度交易电量仅分解到月度，但未实现到日电量的分解。文献[15]考虑了检修计划的电量分解，提出基于聚类方法的光伏电量预测方法，并应用于多种能源的电力系统合约电量分解中，但未考虑市场交易模式下合约电量交易成分的合理性和经济性。文献[16]针对集中式现货市场提出了未来可能的 3 种交易模式，并建立了评价指标对投资效果进行分析，算例结果表明签订中长期差价合约的模式最有利于光伏电站获得投资回报，中长期交易仍是集中式现货市场的主要方向。

新能源中长期电量预测的方法主要包括物理建模和历史资源统计再分析方法，物理建模数据来源为数值天气预报(numerical weather prediction，NWP)或气候态预报数据[17]，该模型无需大量历史数据，适合于新建的光伏电站，但预测模型的鲁棒性较差。基于历史资源数据统计再分析的预测方法[18]主要有卡尔曼滤波、自回归滑动平均(autoregressive moving average，ARMA)等经典方法，通过挖掘历史数据再分析资源的年际变化规律，对本文研究具有重要的参考价值，但忽视了月度之间的差异性和场站运维能力等因素对预测结果的影响，预测精度仍有提升空间。

新疆电网将光伏发电企业申报的合同电量作为主要的交易计划电量，通过年度合同电量分解到各月，并将其作为调度计划模式的发电目标。光伏中长期可用电量预测难度较大，预测结果偏差会使得月度结算收益难以与月度调度计划相匹配，从而影响市场交易执行的准确性和经济性。上述文献中的光伏中长期电量预测研究主要基于统计类方法，未考虑所在地区的光资源特性，因此会影响电量预测结果的准确性。此外，光伏可用电量与新能源发电企业自身的运维能力等因素相关，目前已有的研究中均未涉及。

鉴于此，本文提出了适用于新疆电网的光伏中长期可用电量预测方法。首先，建立了基于差分自回归移动平均模型(autoregressive integrated moving average model，ARIMA)的光伏发电可用电量横向逐月移动的未来年际预测模型；然后，考虑各月的光伏资源特性、新能源场站运维能力等因素，利用隐马尔科夫(hidden Markov model，HMM)模型对光伏可用电量预测结果进行纵向同月递推的差异性修正，以提高模型预测精度。最后，将所提出方法在新疆电网的新能源月度调度计划系统中进行应用，以验证方法的有效性。

1 基于 ARIMA 模型的光伏发电可用电量预测建模

ARIMA 模型记为 ARIMA(p,d,q)，是自回归模型(autoregressive，AR)、移动平均模型(moving average，MA)和差分法组合而成的，d 为差分阶数，非平稳的时间序列经过 d 阶差分后得到平稳系列，p 为自回归项，q 为移动平均项数。ARIMA 模型在光伏中长期可用电量预测过程中，仅对光资源小时数进行建模，既考虑了光资源在时间序列的依从性，又兼顾了光资源随机波动的干扰性。该方法先通过去趋势线和差分运算将中长期趋势、固定周期等信息提取出来，把非平稳原始时间序列转变为平稳序列后，再进行时间序列 ARMA 分析。

ARMA(p,q)模型建立的一般步骤包括：判断输入时间序列数据是否平稳，对处理后的平稳数据进行模型识别、参数估计、模型检验和模型预测等步骤。ARMA 预测分析模型的建立过程如图 1 所示。

1.1 平稳性检验

将原始数据序列 x_t 经去趋势线和 d 阶差分运算后，得到平稳的时间序列 w_t，可对 w_t 建立 ARMA(p,q)模型如式(1)所示。

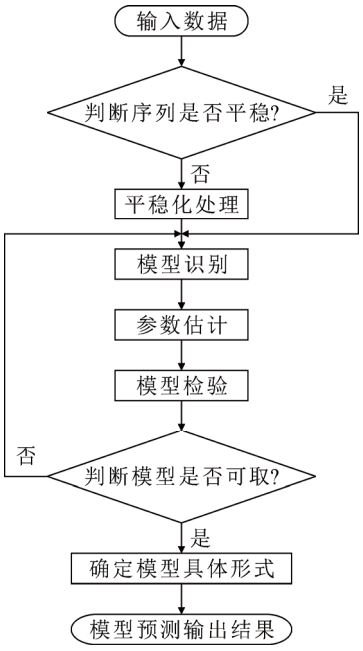


图 1 ARMA 预测分析的建模过程

Fig.1 Modeling process of ARMA prediction

$$w_t=\phi_1 w_{t-1}+\phi_2 w_{t-2}+\cdots+\phi_p w_{t-p}+\alpha_t+\theta_1\alpha_{t-1}+\theta_2\alpha_{t-2}+\cdots+\theta_q\alpha_{t-q} \tag{1}$$

式中：$\phi_1,\phi_2,\cdots,\phi_p$称为自回归系数；$\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_p$称为滑动平均系数，均为ARMA($p$,$q$)模型的待估参数；随机项$\alpha_t$是相互独立的白噪声。

1.2 模型识别

本文中采用赤池信息准则(Akaike information criterion，AIC)的定阶方法进行模型的识别。对于正态序列建立ARMA(p,q)模型的定阶AIC函数，其表达式为

$$C(p,q)=\ln(\hat{\sigma}_{\hat{\sigma}}^2(p,q)+2(p+q+1)/N) \tag{2}$$

式中$\hat{\sigma}_{\hat{\sigma}}^2(p,q)$为ARMA($p$,$q$)模型白噪声方差的估计，随着ARMA($p$,$q$)模型从低阶向高阶拟合，$\ln(\hat{\sigma}_{\hat{\sigma}}^2(p,q))$单调递减，$C(p,q)$的值也随之下降；当($p$,$q$)的值达到$(\hat{p},\hat{q})$时，对应的$C(\hat{p},\hat{q})$最小，随着($p$,$q$)继续增大，$C(p,q)$的值也随之而增大。一般取$\left[\sqrt{N}\right]$或者$\left[\frac{N}{10},\frac{N}{5}\right]$($N$为时间序列长度，[]表示向下取整)为给定阶数的上限值，使得

$$C(\hat{p},\hat{q})=\min_{\substack{0\le p\le P\\0\le q\le Q}}C(p,q) \tag{3}$$

式中，当$C(\hat{p},\hat{q})$达到最小值时，对应的$(\hat{p},\hat{q})$为ARMA(p,q)模型的阶数。

1.3 参数识别

在确定ARMA(p,q)模型阶数的情况下，对模型中的自回归系数$\phi=(\phi_1,\phi_2,\cdots,\phi_p)$，滑动平均系数$\theta=(\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_p)$和白噪声方差$\sigma_\alpha^2$进行参数估计。

由ARMA(p,q)的最小二乘法估计可得到方程组式(4)，解方程组即可得到ARMA(p,q)模型的参数。

$$\begin{cases}\alpha_t=w_t-\phi_1 w_{t-1}-\phi_2 w_{t-2}-\cdots-\phi_p w_{t-p}-\\ \qquad\theta_1\alpha_{t-1}-\theta_2\alpha_{t-2}-\cdots-\theta_q\alpha_{t-q}\\ \alpha_{t-1}=w_{t-1}-\phi_1 w_{t-2}-\cdots-\phi_p w_{t-p-1}-\\ \qquad\theta_1\alpha_{t-2}-\cdots-\theta_q\alpha_{t-q-1}\\ \qquad\vdots\\ \alpha_t=w_t-f(\phi_i\theta_j,w_s)\end{cases} \tag{4}$$

1.4 模型检验

模型识别与参数估计完成后，对模型进行检验，即检验残差(原始信号与模型拟合信号之差)是否为平稳白噪声。若残差是随机正态分布的白噪声信号，则检验通过，完成ARMA模型建立。

1.5 模型预测

对于ARMA(1,1)模型，$w_t=\phi_1 w_{t-1}+\alpha_t+\theta_1\alpha_{t-1}$，其预测值见式(5)。

$$\begin{cases}\hat{w}_{T+1}=\phi_1 w_T+\theta_1\hat{\alpha}_T\\ \hat{w}_{T+2}=\phi_1\hat{w}_{T+1}=\phi_1(\phi_1 w_T+\theta_1\hat{\alpha}_T)=\phi_1^2 w_T+\phi_1\theta_1\hat{\alpha}_T\\ \hat{w}_{T+l}=\phi_1^l w_T+\phi_1^{l-1}\theta_1\hat{\alpha}_T\end{cases} \tag{5}$$

式中：$\hat{w}_{T+1}$为预测模型的T时刻向前一步时刻的预测值，然后依次迭代，下标$T+l$表示为T时刻向前l步的时刻；$\hat{\alpha}_T$为随机项的估计值。

2 HMM修正模型

光伏中长期可用电量受中长期光资源预测的准确性、光伏电站运行设备故障和实际运行数据质量等影响，会利用ARIMA模型进行预测产生误差。HMM是马尔科夫链的一种，ARIMA预测的误差结果不能直接观测到，但能通过观测值的向量序列，以概率分布的形式来描述观测状态和隐含状态之间的关系，利用HMM对ARIMA预测误差结果进行修正，以提高预测模型的预测精度。

2.1 HMM模型

HMM可以用5元组$\lambda=(L,M,\pi,\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$来描述，其中，$L$为隐状态数目，$M$为每个状态可能的观测值数目，$\boldsymbol{A}$是与时间无关的状态转移矩阵，$\boldsymbol{A}=\left[a_{ij}\right]_{N\times N}$，$i=1,2,\cdots,N$；$j=1,2,\cdots,N$；其中$a_{ij}=P(i_{t+1}=q_j\,|\,i_t=q_i)$，是$t$时刻处于状态$q_i$条件下的下一时刻$t$+1转移到状态$q_j$的概率，$\boldsymbol{B}$是给定状态下的观测值概率矩阵，$\boldsymbol{B}=\left[b_j(k)\right]_{N\times M}$，其中$b_j(k)=P(o_t=v_k\,|\,i_t=q_i)$($k$=1, 2, …, M; j=1, 2, …, N)，是时刻t处于状态q_i的条件下生成观测值v_k被获取的概率，π为初始状态空间的概率分布，HMM模型可简写为$\lambda=(\pi,\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$，$\pi,\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}$称为隐马尔科夫3要素。

2.2 HMM学习

已知观测系列$\boldsymbol{O}=\left[o_1,o_2,\cdots,o_T\right]$，估计模型$\lambda=(\pi,\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$的参数，使得在模型$\lambda$下观测序列$\boldsymbol{O}$出现的概率$P(\boldsymbol{O}\,|\,\lambda)$最大。根据2017年—2020年每月实际有效的光资源小时数和ARIMA模型预测值观测序列和预测误差的状态序列，利用监督学习法来估计HMM模型参数。

估计转移概率表达式为

$$\hat{\alpha}_{ij}=\frac{A_{ij}}{\sum_{j=1}^{N}A_{ij}},i=1,2,\cdots,N;j=1,2,\cdots,N \tag{6}$$

式中 A_{ij} 为样本中当前时刻的状态 i 转移到下一时刻的状态 j 的频数。

估计观测概率表达式为

$$\hat{b}_j(k)=\frac{B_{jk}}{\sum_{k=1}^{M}B_{jk}},j=1,2,\cdots,N;k=1,2,\cdots,M \tag{7}$$

式中 B_{jk} 为样本中状态 j 时观测到 k 的频数。

2.3 HMM 预测

根据 ARIMA 模型预测得到的 2021 年分月观测序列，通过 HMM 预测最有可能的预测误差的状态序列，并结合预测的状态序列对 ARIMA 预测值进行修正，采用动态规划的维特比算法求解 HMM 预测问题，建模过程如下所述。

1）初始化。初始化表达式为

$$\begin{cases}\delta_1(i)=\pi_i b_i(o_1), & i=1,2,\cdots,N\\ \psi_1(i)=0, & i=1,2,\cdots,N\end{cases} \tag{8}$$

式中：$\delta_1(i)$ 为状态 i 观测到 o_1 的概率；$\psi_1(i)$ 为状态 i 的初始概率。

2）递推。对于 $t=2,3,\cdots,T$，通过递推，得到的观测路径最大概率表达式为

$$\begin{cases}\delta_t(i)=\max\limits_{1\le j\le N}\left[\delta_{t-1}(j)\alpha_{ji}\right]b_i(o_t), & i=1,2,\cdots,N\\ \psi_t(i)=\arg\max\limits_{1\le j\le N}\left[\delta_{t-1}(j)\alpha_{ji}\right], & i=1,2,\cdots,N\end{cases} \tag{9}$$

式中：$\delta_t(i)$ 为在 $t-1$ 时状态为 j 观测到 o_{t-1} 并在 t 时状态为 i 观测到 o_t 的路径的最大概率。同时，记录概率最大路径的前一个状态 j 的概率为 $\psi_t(i)$。

3）终止。寻优终止的最优路径表达式为

$$\begin{cases}P^*=\max\limits_{1\le i\le N}\delta_T(i)\\ i_T^*=\arg\max\limits_{1\le i\le N}\left[\delta_T(i)\right]\end{cases} \tag{10}$$

式中：P^* 表示最优路径的概率；i_T^* 为最优路径的状态。

4）最优路径回溯。对于 $t=T-1,T-2,\cdots,1$，$i_t^*=\Psi_{t+1}(i_{t+1}^*)$，逆向求得最优路径的状态序列 $I^*=(i_1^*,i_2^*,\cdots,i_T^*)$。

2.4 修正预测结果

利用 ARIMA 模型进行预测，产生的残差服从随机正态分布，在本文模型检验中将得到检验。ARIMA 预测结果残差的标准差作为隐状态划分的阈值，将预测残差大于残差的标准差定义为低估态 E2，预测残差小于负的残差的标准差定义为高估态 E3，其余预测残差为正常态 E1 的 3 种隐含状态。根据 ARIMA 预测观测值，利用 K-means 划分聚类法，划分为 Q1—Q4 的 4 类状态。从常年规律看，新疆光资源小时数，具有冬季处于全年较低水平、春秋季最好、夏季适中的特点，结合季度平稳特性分别建立了冬季、春秋和夏季 3 个 HMM 模型。

通过 HMM 预测模型估计的隐状态概率分布对 ARIMA 预测结果进行修正，其修正后的结果为

$$w_t'=B_{jk}\cdot[w_t,w_t+\sigma,w_t-\sigma] \tag{11}$$

式中：w_t' 为通过 HMM 模型修正的值；σ 为残差的标准差；w_t 为通过 ARIMA 模型得到的预测值。

2.5 预测结果评价指标

一般常用相对误差指标来评价预测结果的准确性，相对误差是指预测结果所造成的绝对误差与实际值之比乘以 100%所得的数值，以百分数表示，相对误差越小，预测准确率越高。

3 光伏月度调度计划电量模式

光伏发电企业年度计划发电电量为

$$Q=Q_1+Q_2 \tag{12}$$

式中：Q_1 为光伏发电企业优先发电电量，即为基数电量，按照国家或新疆区域核定的最低保障收购年利用小时确定；Q_2 为中长期交易的市场合同电量。考虑光伏发电企业和电网的年度检修计划、设备自身的运行效率、中长期交易合同执行周期和光资源季节性特点等因素，将年度发电电量中的优先发电电量 Q_1 和中长期交易的市场化合同电量 Q_2 分解为月度计划电量，偏差电量 ΔQ_i 及与当月调度机构确定的整体上调或下调方向一致的申报电量，其月度计划电量分解表达式为

$$\begin{cases}Q_i=Q_{1i}+Q_{2j}+\Delta Q_i\\ Q_1=\sum\limits_{i=1}^{12}Q_{1i}\le P_e h_1\\ Q_2=\sum\limits_{j=m}^{n}Q_{2j}\le P(h-h_1)\\ \Delta Q=\sum\limits_{i=1}^{12}\Delta Q_i\end{cases} \tag{13}$$

式中：i 为自然月；j 为中长期交易合同执行月；m 为中长期交易合同执行开始月份；n 为中长期交易合同执行结束月份；P_e 为光伏发电企业的额定装机容量；P 为考虑检修、设备故障和自身的运行效率后的等效开机容量；h_1 为 2021 年新疆区域核定的最低保障收购年利用小时数，取值为 680 h[19]；h 为光

伏发电企业申报的年度光资源小时数，新疆区域一般为 1500 h。

新疆电网为了提升新能源市场化交易执行精度，开发了“新能源月度计划控制系统”，将新能源月度基数电量和市场化电量控制有机结合，在实现新能源月度计划实时跟踪测算功能的基础上，根据各场站月度发电计划剩余负荷率 Y，以日为周期动态调整各新能源场站控制参数 K_{pg}，K_{pg} 取值区间为[2,8]，当月度发电计划剩余负荷率 $Y_g \leq 0$ 时，控制参数 K_{pg} 保持取值 2 不变。控制参数 K_{pg} 乘以额定装机容量得到虚拟装机容量，按照虚拟装机容量占比，采样周期为 1 min，通过 AGC 系统分配发电空间至各新能源场站。其月度计划系统的控制系统参数表达式为

$$\begin{cases} Y_g=(Q_i-\sum_{d=1}^{g}(Q_d-Q_{sd})/Q_i \\ K_{pg}=2+6Y_g \end{cases} \tag{14}$$

式中：Q_d 为新能源场站每日实际运行的上网电量；Q_{sd} 为当日开展的日前和日内现货交易；d 为自然月的自然日；g 为月度计划已执行天数。

4 算例分析

根据新疆电网某地区光伏场群实际运行发电电量和场外弃电电量数据得到可用电量，以月度为周期，通过可用电量除以本月等效光伏装机容量得到有效光资源小时数[20]，选取该地区 2017 年—2020 年每月光资源小时数共计 48 个实际序列为 ARIMA 的原始输入数据，经平稳化处理后得到新的平稳序列，在 MATLAB 软件环境下建立了 ARIMA 模型，通过模型识别、参数估计、模型检验和模型预测等步骤，预测得到该地区 2021 年 12 个月的分月光资源小时数，然后经过 HMM 模型对 ARIMA 预测结果进行修正，最终得到该地区 2021 年度分月的光伏可用电量，以 2021 年度 1—12 月该地区实际运行数据为验证数据，验证所建立 ARIMA 模型和 HMM 修正模型的可行性，其预测精度满足生产要求。

4.1 获得平稳性数据

2017—2020 年光伏利用小时数的原始序列数据见表 1，经过 MATLAB 中 adftest 函数单位根检验后，若返回值为 0，则原始序列为非平稳序列。经去趋势线和 1 阶差分运算处理后得到新的时间序列，经过单位根检验后，若返回值为 1，则新的时间序列为平稳序列。

4.2 模型定阶

采用赤池信息准则(AIC)的定阶方法进行模型的识别，给定阶数的上限值 p=10，q=10，经过多次比较后，当 p=10，q=3 时，AIC(10,3)达到最小值，最终确定的 ARMA(10,3)模型。

4.3 参数估计

由最小二乘估计得到 ARMA(10,3)模型的具体表达式为

$$A(z)y(t)=C(z)e(t) \tag{15}$$

其中，估计得到的模型参数用多项式表达为

$$\begin{cases} A(z)=1-0.2246z^{-1}-0.046\,64z^{-2}+0.8934z^{-3}-0.079\,96z^{-4}+ \\ \quad 0.080\,18z^{-5}+0.4501z^{-6}-0.046\,82z^{-7}+0.3984z^{-8}+ \\ \quad 0.4154z^{-9}-0.035\,03z^{-10} \\ C(z)=1+0.077\,31z^{-1}-0.097\,68z^{-2}+0.825z^{-3} \end{cases} \tag{16}$$

4.4 模型检验

使用 MATLAB 中 lbqtest 函数进行模型检验，对残差向量进行 Ljung-Box 检验，若经检验返回值为 0，则说明模型可用。

图 2 为基于 ARIMA 预测模型的检验图，从图 2(a)标准化残差柱状图中可以看出，标准化残差符

表 1 原始序列数据和得到的平稳序列数据

Table 1 Original sequence data and obtained stationary sequence data

年份	序列类型	2017—2020 年光伏利用小时数/h											
		1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
2017	原始序列	102.0	99.7	148.7	175.1	168.8	161.7	139.5	146.0	144.6	123.6	113.3	94.8
	平稳序列	−36.2	−38.6	10.3	36.6	30.2	23.0	0.6	7.0	5.5	−15.6	−26.1	−44.7
2018	原始序列	128.0	122.4	153.9	148.6	179.9	146.1	148.4	151.6	153.5	144.2	128.9	136.6
	平稳序列	−11.6	−17.3	14.1	8.6	39.8	5.9	8.1	11.1	12.9	3.5	−11.9	−4.3
2019	原始序列	113.9	126.9	146.7	159.4	171.7	148.2	144.0	154.0	148.4	141.2	111.3	112.9
	平稳序列	−27.2	−14.3	5.4	18.0	30.2	6.5	2.2	12.1	6.4	−1.0	−31.0	−29.5
2020	原始序列	117.1	121.0	173.8	166.9	161.3	147.3	152.8	155.8	154.2	155.6	119.3	104.4
	平稳序列	−25.4	−21.6	31.0	24.0	18.3	4.2	9.5	12.4	10.7	12.0	−24.4	−39.5

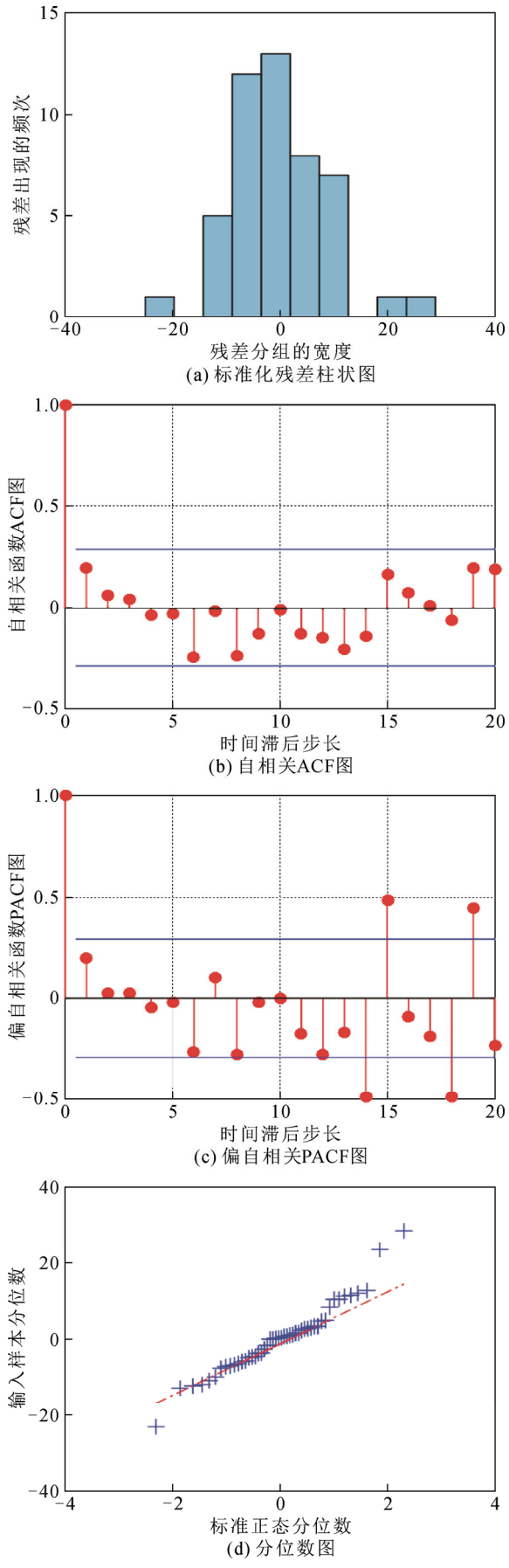


图 2　基于 ARIMA 预测模型检验图

Fig.2　Test chart of forecasting model based on ARIMA

合随机正态分布特点。图 2(b)自相关函数 ACF 图中除 0 滞后点之外，其余 ACF 值均在正负二倍标准误差带之内，说明是不相关的。图 2(c)偏自相关函数 PACF 图中在阶数 10 以内，PACF 值均在正负二倍标准误差带之内，说明阶数以内有用的信号都被提取到 ARMA 模型中了，图 2(d)分位数图中点靠近直线，说明残差是接近正态分布的。

4.5　预测结果

图 3 为基于 ARIMA 预测模型的光资源小时数预测结果。该地区 2021 年度无新增光伏，等效装机容量为 244 万 kW，从图 3 中可以看出，基于 ARIMA 预测模型得到的光伏在中长期光资源小时数与实际运行趋势具有较高的相似性，冬季 11 月、12 月和年初 1 月、2 月光伏可发电能力最弱，春季 4 月和秋季 9 月，发电能力最强。2021 年 1—12 月，该地区基于 ARIMA 预测模型得到的光伏资源小时数预测为 1738.7 h。

4.6　预测结果修正

以 2017 年—2020 年每月实际有效的光资源小时数、ARIMA 模型预测值观测序列和预测误差的状态序列建立 HMM 学习模型，估计出 HMM 模型参数，再通过 HMM 预测模型回溯 2021 年 ARIMA 模型预测值观测序列最有可能的预测误差状态序列和概率分布，结果见表 2，回溯的预测误差状态序列准确率达 75%。

本文通过在求取预测时间段等效装机容量乘以有效资源小时数直接得到中长期可用电量，图 4 为基于 ARIMA 预测模型和 HMM 修正的光伏中长期可用电量预测结果，表 3 为预测结果的相对误差对比情况。从图 4 和表 3 中可以看出，通过 HMM

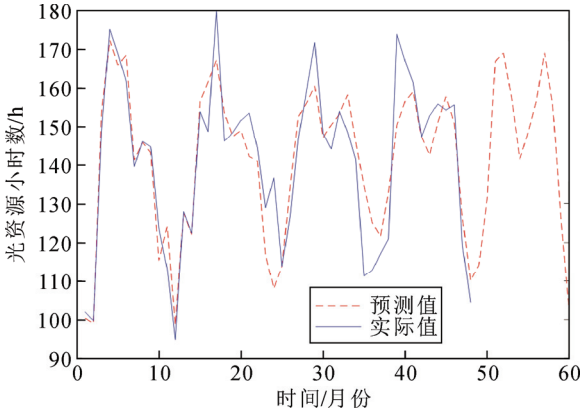


图 3　基于 ARIMA 预测模型的光资源小时数预测结果

Fig.3　Prediction results of optical resource hours based on ARIMA prediction model

表 2 HMM 模型回溯的隐含层状态序列及概率分布

Table 2 Hidden layer state sequence and probability distribution of HMM model backtracking

月份	观测序列	误差的状态序列	HMM 回溯的状态序列	预测误差状态序列的概率分布		
				E1	E2	E3
1 月	Q2	E1	E1	0.90	0.10	0.00
2 月	Q3	E1	E1	0.53	0.00	0.47
3 月	Q1	E1	E1	0.48	0.29	0.23
4 月	Q1	E1	E1	0.53	0.30	0.16
5 月	Q1	E3	E1	0.55	0.32	0.13
6 月	Q4	E2	E1	0.80	0.20	0.00
7 月	Q4	E1	E1	0.87	0.13	0.00
8 月	Q1	E1	E1	0.60	0.21	0.20
9 月	Q1	E1	E1	0.58	0.26	0.16
10 月	Q1	E1	E1	0.67	0.17	0.16
11 月	Q3	E1	E1	0.56	0.00	0.44
12 月	Q2	E2	E1	0.68	0.32	0.00

预测模型修正的预测结果更加接近实际，但 HMM 预测模型修正的 2 月结果与实际偏差增大，主要原因是 2021 年 2 月的光资源小时数实际值 133.1 h 异常高于近 5 年平均值 120.6 h。经过 HMM 预测模型修正得到的该地区 2021 年度的光伏电站可用电量为 42.51 亿 kWh，相对误差为 1.3%，较 ARIMA 预测模型得到的预测结果相对误差 1.5%提升了 0.2 个百分点，具有较高的预测精度，满足生产需求。

4.7 月度调度计划电量执行结果分析

为了更直观地分析光伏电站月度调度计划电量执行情况，选择与该地区具有相同资源小时数的光伏电站为研究对象，装机容量为 2 万 kW。该光伏电站 5 月计划申请了 7 d 的年度检修，年度可用电量分解到月度见表 4，是否考虑检修，基数电量年度为 1360 万 kWh 不发生变化，但 5—12 月基数电量可根据合同电量分解到不同月度做相应地调整。考虑检修影响，年度合同电量较不考虑检修影响减少 74.44 万 kWh。

以该光伏电站 5 月考虑检修为例，按照光伏电站月度计划交易电量预测正常情况、上偏差 10%和下偏差−10%这 3 种情况。交易结算按照《新疆电力市场结算方案》(试行)进行结算[21]，其光伏电站上、下调电量结算价格均按照月度全疆直接交易新能源发电企业成交价格加权平均值确定的上、下调电价进行结算，收益情况见表 5。其偏差电量为当月调度机构确定的整体上调的辅助服务增发电量，即 20.736 MWh，本月开展的累计现货交易为 71.678 MWh。

从表 5 中可以看出，3 种情况下，光伏电站在正常情况下能够实现收益最大化。上偏差 10%的情况虽然能够使得光伏电站上网电量达到可用电量，

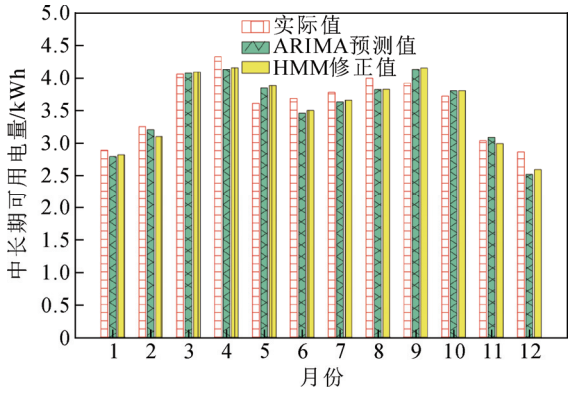


图 4 基于 ARIMA 预测模型和 HMM 修正的光伏中长期可用电量预测结果

Fig.4 The prediction results of medium and long-term PV power consumption based on ARIMA prediction model and HMM correction results

表 3 预测结果的相对误差对比情况

Table 3 Comparison of relative errors in prediction results

月份	ARIMA 预测结果误差/%	HMM 修正结果误差/%	月份	ARIMA 预测结果误差/%	HMM 修正结果误差/%
1 月	3.38	2.57	8 月	4.36	4.31
2 月	1.52	4.72	9 月	5.42	5.98
3 月	0.38	0.72	10 月	2.16	2.24
4 月	4.60	3.89	11 月	1.71	1.51
5 月	6.50	7.65	12 月	12.06	9.56
6 月	6.17	4.97	全年	1.50	1.31
7 月	3.95	3.16			

表 4 光伏电站的年度可用电量分解到月

Table 4 Annual available power decomposition to monthly for photovoltaic power stations

月份	修正后的资源小时数/h	不考虑检修	考虑检修	
		基数电量/(10^4 kWh)	基数电量/(10^4 kWh)	合同电量/(10^4 kWh)
1 月	115.2	90	90	140
2 月	126.8	99	99	155
3 月	167.4	131	131	204
4 月	170.2	133	133	208
5 月	159.0	124	98	146
6 月	143.2	112	121	166
7 月	149.7	117	119	180
8 月	156.6	122	125	188
9 月	170.0	133	136	204
10 月	155.7	122	125	187
11 月	122.3	95	95	150
12 月	105.9	83	90	122
合计	1742.0	1360	1360	2050

表 5　3 种情况下收益情况

Table 5　Income units in three cases

类型	结算电价/(元·MWh^{-1})	正常情况		上偏差 10%		下偏差−10%	
		合同电量/MWh	收益/元	合同电量/MWh	收益/元	合同电量/MWh	收益/元
基数电量	250	980	245 000	980	245 000	980	245 000
电力援疆	218.24	101	22 142	112	24 356	91	19 927
双边交易	175	850	148 750	935	163 625	765	133 875
直接交易	132	307	40 570	338	44 626	277	36 513
市场化跨区跨省外送	227.22	104	23 560	114	25 916	93	21 204
深调辅助服务增发	177.61	2.66	472	2.66	472	2.66	472
启停辅助服务增发	204.46	18.08	3 696	18.08	3 696	18.08	3 696
现货交易	151.38	71.68	10 851	71.68	10 851	71.68	10 851
上、下调电量	174.79	0	0	−136	−23 815	−4	−656
合计		2435	495 040	2435	494 727	2295	470 882

但过度增大了合同电量计划，将产生下调电量，造成月度收益损失 313 元。下偏差 10%的情况，直接导致上网电量减少 140 万 kWh，收益损失 24 158 元。

5　结论

1）本文建立的 ARIMA 模型的光伏发电可用电量预测模型，实现了横向逐月移动的未来年际预测，考虑光资源月度的差异性和同季节的平稳性，提出了基于 HMM 模型的光伏发电可用电量预测修正方法，实现了纵向同月递推的差异性月度预测修正，其预测结果具有较高的预测精度，能够实现预测未来 12 个月内的中长期可用电量，可应用于测算和评估中长期光伏发电消纳能力和制定月度调度计划电量。

2）通过新能源月度计划控制系统，以每日动态调整各新能源场站 AGC 系统控制参数的调度计划模式，提升光伏市场化交易执行精度，以此来满足调度生产需要，光伏发电企业蓄意增大合同电量或不积极参与中长期市场化交易，将会给企业带来收益损失。

参考文献　References

[1] 杨　昆. 加快构建以新能源为主体的新型电力系统[N]. 人民政协报，2021-05-18(7).
YANG Kun. Increase the speed of building a new power system with new energy as its main source[N]. Newspaper of the Chinese People's Political Consultative Conference, 2021-05-18(7).

[2] 舒印彪，张智刚，郭剑波，等. 新能源消纳关键因素分析及解决措施研究[J]. 中国电机工程学报，2017，37(1)：1-9.
SHU Yinbiao, ZHANG Zhigang, GUO Jianbo, et al. Study on key factors and solution of renewable energy accommodation[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 1-9.

[3] 孙书凯，董　存，王　铮，等. 考虑不同风能特征的风电中长期电量预测方法[J]. 高电压技术，2021，47(4)：1224-1232.
SUN Shukai, DONG Cun, WANG Zheng, et al. Medium-long-term quantity of electricity forecasting method in wind power considering different wind energy characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1224-1232.

[4] 蒋建东，孙书凯，董　存，等. 风电中长期电量预测研究现状[J]. 高电压技术，2022，48(2)：409-419.
JIANG Jiandong, SUN Shukai, DONG Cun, et al. Research status of mid-long term wind power generation forecasting[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(2): 409-419.

[5] 李国庆，董　存，梁志峰，等. 考虑光伏发电不确定性的跨省两级优化调度模型[J]. 高电压技术，2021，47(12)：4420-4432.
LI Guoqing, DONG Cun, LIANG Zhifeng, et al. Cross-provincial two-level optimal scheduling model considering the uncertainty of photovoltaic power generation[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(12): 4420-4430.

[6] 李秋燕，王利利，丁　岩，等. 考虑光伏不确定性的安全约束机组组合[J]. 电力自动化设备，2016，36(11)：101-106.
LI Qiuyan, WANG Lili, DING Yan, et al. Security-constrained unit commitment considering PV output uncertainty[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(11): 101-106.

[7] TOBIAS I, EL MOUSSAONI A, LUQUE A. Colored solar cells with minimal current mismatch[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 1999, 46(9): 1858-1865.

[8] 刘天琪，卢　俊，何　川，等. 考虑联合热电需求响应与高比例新能源消纳的多能源园区日前经济调度[J]. 电力自动化设备，2019，39(8)：261-268.
LIU Tianqi, LU Jun, HE Chuan, et al. Day-ahead economic dispatch of multi-energy parks considering integrated thermo-electric demand response and high penetration of renewable energy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(8): 261-268.

[9] CHOWDHURY B H, RAHMAN S. A review of recent advances in economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1990, 5(4): 1248-1259.

[10] 沈冠冶，张儒峰，李国庆，等. 考虑综合运行成本的风电优先调度模型与算法[J]. 电力系统及其自动化学报，2018，30(9)：121-127.
SHEN Guanye, ZHANG Rufeng, LI Guoqing, et al. Economic dispatch model and algorithm utilizing wind power in priority considering total operating costs of power systems[J]. Proceedings of

the CSU-EPSA, 2018, 30(9): 121-127.

[11] 么艳香，叶　林，屈晓旭，等. 风−光−水多能互补发电系统㶲分析模型[J]. 电力自动化设备，2019，39(10)：55-60.
YAO Yanxiang, YE Lin, QU Xiaoxu, et al. Exergy analysis model of wind-solar-hydro multi-energy generation power system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(10): 55-60.

[12] 李志伟，赵书强，刘金山. 基于机会约束目标规划的风−光−水−气−火−储联合优化调度[J]. 电力自动化设备，2019，39(8)：214-223.
LI Zhiwei, ZHAO Shuqiang, LIU Jinshan. Coordinated optimal dispatch of wind-photovoltaic-hydro-gas-thermal-storage system based on chance-constrained goal programming[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(8): 214-223.

[13] 马燕峰，李　鑫，刘金山，等. 考虑风电场时空相关性的多场景优化调度[J]. 电力自动化设备，2020，40(2)：55-61.
MA Yanfeng, LI Xin, LIU Jinshan, et al. Multi-scenario optimal dispatch considering temporal-spatial correlation of wind farms[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(2): 55-61.

[14] 许彦平，黄越辉，李　湃，等. 计及优先级及电力平衡的新能源中长期交易电量分解方法[J]. 电力系统自动化，2021，45(17)：117-125.
XU Yanping, HUANG Yuehui, LI Pai, et al. Decomposition method for medium- and long-term trading electricity of renewable energy considering priority and power balance[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(17): 117-125.

[15] 赵书强，胡利宁，田捷夫，等. 基于中长期风电光伏预测的多能源电力系统合约电量分解模型[J]. 电力自动化设备，2019，39(11)：13-19.
ZHAO Shuqiang, HU Lining, TIAN Jiefu, et al. Contract power decomposition model of multi-energy power system based on mid-long term wind power and photovoltaic electricity forecasting[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(11): 13-19.

[16] 郭红霞，高　瑞，张节潭，等. 现货市场环境下交易模式对光伏电站投资的影响研究[J]. 电网技术，2019，43(8)：2674-2681.
GUO Hongxia, GAO Rui, ZHANG Jietan, et al. Impact of trading modes on PV plant investment under electricity spot market environment[J]. Power System Technology, 2019, 43(8): 2674-2681.

[17] KANNA B, SINGH S N. Long term wind power forecast using adaptive wavelet neural network[C]// Proceedings of the 2016 IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Computer and Electronics Engineering (UPCON). Varanasi, India: IEEE, 2016: 671-676.

[18] 冯双磊，胡　菊，宋宗朋，等. 新能源资源评估与中长期电量预测[M]. 北京：中国电力出版社，2020：122-153.
FENG Shuanglei, HU Ju, SONG Zongpeng, et al. Assessment of new energy resources and mid-long term quantity of electricity forecasting[M]. Beijing, China: China Electric Power Press, 2020: 122-153.

[19] 新疆维吾尔自治区发展与改革委员关于2020年新疆电网优先发用电计划的通知(新发改能源〔2020〕509号)[Z]. 2020.
Notice of the Development and Reform Commission of Xinjiang Uygur Autonomous Region on the priority power generation and utilization plan of Xinjiang power grid in 2020 (New Development and Reform Energy[2020]No. 509)[Z]. 2020.

[20] 刘大贵，王维庆，张慧娥，等. 马尔科夫修正的组合模型在新疆风电中长期可用电量预测中的应用[J]. 电网技术，2020，44(9)：3290-3297.
LIU Dagui, WANG Weiqing, ZHANG Hui'e, et al. Application of markov modified combination model mid-long term available quantity of electricity forecasting in Xinjiang wind power[J]. Power System Technology, 2020, 44(9): 3290-3297.

[21] 国家能源局新疆监管办公室关于印发《新疆电力市场结算方案(试行)》的通知(新监能市场〔2020〕266号)[Z]. 2020.
Notice of the Xinjiang Regulatory Office of the National Energy Administration on Printing and Distributing the Xinjiang Electricity Market Settlement Scheme (for Trial Implementation) (Xin Jian Neng Shi Chang[2020]No. 266)[Z]. 2020.



刘大贵
1984—，男，博士，高工
主要从事新能源运行分析工作
E-mail: deardagui126@126.com

LIU Dagui
Ph.D.
Senior engineer



王维庆(通信作者)
1959—，男，硕士，教授，博导
主要从事大型风力发电机组关键部件研制，整机智能控制及检测、继电保护和并网送出技术研究
E-mail: wq59@xiu.edu.cn

WANG Weiqing
Porfessor
Corresponding auther

收稿日期　2022-04-12　修回日期　2022-11-29　　编辑　何秋萍