

风电功率 GARCH 预测模型的应用研究

周 晖, 方江晓, 黄 梅

(北京交通大学电气工程学院, 北京 100044)

摘要: 根据风速变化的特点, 选择了适于描述波动变化特性时间序列的 GARCH 方法。分析风速小时变化曲线的残差项, 发现其存在着 ARCH 效应, 满足 ARCH 的建模条件。采用美国夏威夷岛 Lalamilo 的风速数据, 建立了 ARCH 和 GARCH 风速变化时间序列模型, 预测日的日逐点预测误差的平均值为 25.1%。经过与 ARIMA 算法的比较, 预测的精度有所提高。运用风电机组出力与风速的关系, 转换后得到了所需要的风电机组出力。对集群性不同的时间序列进行了多次数值计算, 发现 GARCH 模型对波动性序列具有更好的适应性。

关键词: 风速预测; 风电功率; 时间序列; GARCH; 波动集群性

Application research of wind power forecasting model GARCH

ZHOU Hui, FANG Jiang-xiao, HUANG Mei

(School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Considering the variation characteristics of wind speed curves, we selected the GRACH approach, which has excellent advantage in tracing the variation of those fluctuated time series. Based on the analysis of those error entries of hourly wind speed curves, it is found that the ARCH effect does exist, which means that the series meets the requirement of constructing the ARCH model. With the data from Hawaii Island Lalamilo, America, the ARCH and GARCH model which reflect the wind speed variation are built and the average point-by-point forecasting error on the anticipated day is 25.1%. Compared with the result by ARIMA approach, the predication precision has been improved. With help of the equation between wind turbine output and wind speed, the needed wind turbine output is easily gotten after transformation. Finally, amount of numerical calculation regarding those times series with different volatility clustering show that GARCH has better adaptability to fluctuation sequences.

Key words: wind speed forecasting; wind power; time series; GARCH; volatility clustering of fluctuated sequences

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)05-0108-07

0 引言

近些年来, 风电在中国以及世界范围内都得到了很大的发展, 迎来了又一个风电时代^[1]。中国与美国、加拿大、丹麦等风电技术发达国家的一样, 对风电的发展与建设十分重视, 在2006年已将风电等可持续发展能源列入了国家的发展规划当中^[2]。根据中电联的统计, 2006年我国的风电装机为 2 300 MW, 到2008年已增至12 153 MW, 增长了近6倍。预计到2020年我国风电装机容量将达到 30 GW, 2010~2020年风电装机容量年均增长率有望达到43.1%。

随着风电规模的扩大, 并网成为一个亟待解决的问题。对于电网而言, 关心的是注入的风电功率而不是风速^[3]。如果能对风电机组的发电功率进行

比较准确的预测, 则有利于电力系统调度部门制定调度计划, 从而可以有效地减轻风电不确定性对电网产生的不利影响。因此风力发电功率的准确预测, 成为减少电力系统运行成本和解决并网问题的关键技术。在 2008 年的国际大电网会议上, 风电预报与风电输出研究, 被列为热点讨论的问题^[4]。

与电力系统的负荷预测, 电力市场的电价预测不同, 风电预测的难点在于其波动性更大, 致使其预测精度就难以得到保障。目前已有神经网络法 (ANN), 累积式自回归—滑动平均模型 (ARIMA), 卡尔曼滤波法 (Kalman-filter) 和小波分析法 (Wavelet Analysis), 以及模糊预测方法 (如 ANFIS), 支持向量机 (SMV) 等的应用当中, 其预测的相对误差在 25%~40%水平^[5-13]。因此寻求适合波动序列的建模的方法, 就显得更为重要。

自回归条件异方差模型 ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) 以及后来扩展的广义自回归条件异方差模型 GARCH (Generalized ARCH) [14] 属于计量经济学的方法 [15], 它可以较细致地刻画时间序列的方差随时间变化的特性, 对残差项中可能的信息进行挖掘。它常用于股市等剧烈波动市场的分析与建模 [16], 电价预测中也已见报道 [17], 但在风电预测领域中的研究还不够深入 [18], 尤其是对于集群性不同的时间序列 GARCH 模型适应性, 缺乏深入的探讨。

考虑到风电预测是建立在风速预测的基础之上, 因此我们首先对风速时间序列进行了分析, 发现按照 ARIMA 预测模型所得的残差虽然是不相关的, 但残差的平方或绝对值却呈现出较为显著的相关性, 序列的波动呈现出一定的聚集性现象, 而 ARCH 和 GARCH 模型正好解决此类问题。因此, 我们建立了基于 GARCH 的风速预测模型, 以达到提高预测模型精度的目的, 再转化为风电功率预测值。并对集群性不同的风速序列, 进行了多次数值计算, 分析了 GARCH 模型的适应性, 验证了其在风电预测建模上的优势。

1 ARCH 和 GARCH 基本原理

1.1 ARCH 模型

ARCH 模型是由美国著名计量经济学家 Engle 在 1982 年提出来的。在一般的回归分析和时间序列分析中, 要求随机项是同方差的。对于随机波动的、集群性不能满足随机项同方差的要求时, 就需要引入自回归条件方差 (ARCH) 模型。

一般的回归模型表示为:

$$y_t = X_t' \beta + \varepsilon_t \quad (1)$$

式 (1) 称为均值方程, 其中 y_t 是被解释变量; X_t' 是解释变量; $X_t' = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{kt})$; β 为待估参数; ε_t 为残差扰动项, $\varepsilon_t = \sqrt{h_t} \cdot v_t$

若序列 y_t 为 k 阶的自回归, 则可表示为:

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_k y_{t-k} + \varepsilon_t \quad (2)$$

如果 ε_t^2 服从 AR(q) 过程, 则表示为:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 \quad (3)$$

其中: h_t 为 ε_t 的条件方差; v_t 服从正态独立同分布, 且 $E(v_t) = 0$, $D(v_t) = 1$ 。

为了保证条件方差 h_t 的非负性, 要求系数 $\alpha_0 > 0$ 和 $\alpha_i \geq 0$ ($i=1, 2, \dots, q$)。此外为了满足序列 $\{\varepsilon_t\}$ 的平稳

性, 还要求系数必须满足 $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$ 。当这些条件满足后, $\{\varepsilon_t\}$ 称之为服从 ARCH(q) 的过程。

由上可以看出, ARCH 模型实际上是对随机扰动项的信息进一步细化, 这有利于更好地发挥时序数据的内在信息。

1.2 GARCH 模型

在 ARCH 的基础上, 由 Bollerslov 发展了 GARCH 模型。GARCH(p, q) 与 ARCH(q) 模型的区别在于条件方差 h_t 这一项的不同, 增加了 h_t 的滞后项, 见式 (4)。

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (4)$$

其中: $p \geq 0$, $q > 0$; $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ ($i=1, 2, \dots, q$); $\theta_j \geq 0$ ($j=1, 2, \dots, p$); 为满足平稳性系数还必须满足: $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \theta_j < 1$ 。

由式 (4) 可以看出, GARCH (p, q) 模型实际上是将波动按来源划分为变量本身过去的波动性 h_{t-j} 和外部冲击 ε_{t-i}^2 , 其中 α_i 和 θ_j 分别反映了它们对本期变量波动的作用强度。

一般来讲, 当用 ARCH 模型描述某些时间序列而阶数 q 需要取一个较大的值时, 可考虑采用 GARCH(p, q) 模型 [14]。

1.3 ARCH 效应检验

通常在建立 ARCH 和 GARCH 模型之前, 需要先对时间序列的残差项进行 ARCH 效应检验。而判断一个序列是否存在 ARCH 效应的方法有 BDS 检验, 拉格朗日乘子 (LM) 检验等, 其中 LM 检验是最为常用的检验方法。其检验步骤如下:

1) 用最小二乘法 (OLS), 对式 (2) 进行参数估计;

2) 对残差平方项, 按式 (3) 进行辅助回归;

3) 检验序列是否存在 ARCH 效应。即检验式 (3) 中的所有回归系数是否同时为 0。因此, 建立检验统计量与假设条件。

检验统计量: $LM = nR^2 \sim X^2(q)$

原假设 $H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$

备用假设 $H_1: \text{至少有一个 } \alpha_i \neq 0 (1 \leq i \leq q)$

其中: n 是辅助回归方程式 (3) 的样本个数; R^2 是辅助回归方程的拟合优度。

4) 得出检验的结论。检验的目的是看在异方差性的原假设成立的前提下, 检验统计量 nR^2 是否具有渐进 $X^2(q)$ 分布。

因此, 对给定的显著水平 α 和自由度 q , 若 $LM = nR^2 > X_\alpha^2(q)$, 则拒绝 H_0 , 即序列存在 ARCH 效

应; 若 $LM=nR^2 < X_\alpha^2(q)$, 则不能拒绝 H_0 , 即序列不存在 ARCH 效应。

2 实例分析

首先选取美国夏威夷岛 Lalamilo 的 1994 年 1 月 25 日至 3 月 1 日共 36 天的历史风速数据进行分析^[20], 其中 3 月 1 日作为预测日。数据源的序列为每小时采一个点, 因此共有 840 个风速值作为建模用。然后用所建的模型对 3 月 1 日的风速进行预测, 之后再与 3 月 1 日的实际值进行对比, 分析预测的误差。实例分析中所采用的软件是 Eviews5。

2.1 数据分析

时间序列的平稳性是建立 ARIMA 模型和 GARCH 模型的前提, 所以应首先对数据源进行平稳性检验, 最简单的检验方法是计算自相关函数和偏相关函数。图 1 为风速时间序列 $\{y_t\}$, 图 2 为 $\{y_t\}$ 的相关函数计算结果, 其中 AC 表示自相关函数, PAC 表示偏相关函数。

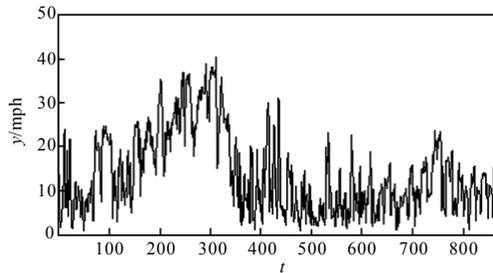


图 1 风速时间序列 $\{y_t\}$

Fig.1 Wind speed time series $\{y_t\}$

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.905	0.905	0.905	710.43	0.000
2	0.814	-0.031	0.128	1285.3	0.000
3	0.755	0.130	0.178	1780.3	0.000
4	0.716	0.086	0.222	2226.6	0.000
5	0.685	0.050	0.263	2635.4	0.000
6	0.662	0.066	0.301	3017.1	0.000
7	0.639	0.026	0.337	3373.6	0.000
8	0.628	0.091	0.371	3718.6	0.000
9	0.627	0.080	0.406	4062.4	0.000
10	0.627	0.060	0.440	4407.2	0.000

图 2 序列 $\{y_t\}$ 的相关图

Fig.2 Correlation calculation of $\{y_t\}$

由图 2 可以看出, 自相关系数不能很快地落入随机区内(即趋于 0), 因此该时间序列是非平稳的。

通常处理非平稳的时间序列的办法, 是通过差分的方式将其转化为平稳的时间序列。图 3 为对原序列进行一阶差分后得到的序列 $\{y'_t\}$, 其对应的的相关计算结果见图 4。

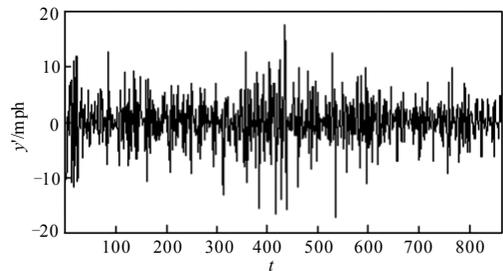


图 3 一阶差分后的风速时间序列 $\{y'_t\}$

Fig.3 First-order differential time series $\{y'_t\}$ of wind speed

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.016	-0.016	0.2250	0.635	
2	-0.166	-0.166	24.088	0.000	
3	-0.110	-0.119	34.650	0.000	
4	-0.039	-0.076	35.980	0.000	
5	-0.042	-0.090	37.512	0.000	
6	-0.004	-0.046	37.524	0.000	
7	-0.066	-0.113	41.342	0.000	
8	-0.046	-0.091	43.169	0.000	
9	-0.011	-0.073	43.268	0.000	
10	0.046	-0.020	45.086	0.000	

图 4 序列 $\{y'_t\}$ 的相关图

Fig.4 Correlation calculation $\{y'_t\}$

由图 4 可以看出, 序列的自相关系数能较快地落入到随机区域内, 由此可初步判断该序列是平稳的。为了增加判断的可靠性, 采用了更为严格的扩展狄克-富勒检验 (Augmented Dicky-Fuller Test), 即 ADF 检验。对一阶差分序列作 ADF 检验的结果见表 1。

表 1 一阶差分序列 ADF 检验结果

Tab.1 ADF test referred to first-order differential series

检验统计量	1%临界值	5%临界值	10%临界值
-21.338 44	-3.437 73	-2.864 69	-2.568 5

由表 1 可以看出 ADF 的检验统计量等于 -21.33844, 小于 $\alpha=1\%$, 5%和 10%的临界值, 说明在 95%置信水平下完全有理由拒绝原假设, 即一阶差分后的风速时间序列是平稳的。

2.2 建立 ARIMA 模型

对时间序列进行平稳处理后, 即可根据平稳差分序列的相关图来确定时间序列的模型。由图 4 可知, 自相关函数和偏相关函数都是拖尾的, 因此可对一阶差分后的时间序列建立 ARMA 模型。

但 ARMA 模型阶数的确定, 是比较困难的。其中 Hannan 和 Rissanen 提出了一种比较精确的定阶方法。该方法是借助于软件, 直接从较低的阶数开始, 来拟合混合自回归移动平均过程。然后逐渐增加阶数(要求 $0 \leq p \leq \sqrt{n}$, $0 \leq q \leq \sqrt{n}$), 分别检验不同 (p, q) 组合的 SC、AIC 值和调整 R^2 值, 选

用拟合状况最好的阶作为 ARMA 模型的阶。

经过多次的试验, ARMA(2,1)拟合模型的调整 R^2 的值最大, 赤池信息准则 (AIC) 的函数值最小, 而且按施瓦茨准则也是它的 SC 最小, 且 AR, MA 的根也都落在单位圆内。所以可用 ARMA (2,1) 模型来拟合该差分后的时间序列, 建模后的模型参数如表 2。

表 2 ARMA (2, 1) 模型参数

Tab.2 The parameters of ARMA (2,1) model

统计量	系数	t 统计量	概率值
AR (1)	0.809 8	20.889 5	0.000 0
AR (2)	-0.131 7	-3.650 8	0.000 3
MA (1)	-0.925 9	-46.688 2	0.000 0

由于 t 检验的相伴概率值均小于 0.05, 表明在 95% 的置信区间内各项系数值均可接受。故 ARMA(2,1)模型方程为:

$$y'_i = 0.8098y'_{i-1} - 0.1317y'_{i-1} - 0.9259\varepsilon'_{i-1} \quad (5)$$

对序列的残差作相关性的 Q 检验, 其检验结果如图 5。

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.005	0.005	0.0249	0.875
		2	-0.017	-0.017	0.2836	0.868
		3	0.003	0.003	0.2925	0.961
		4	0.028	0.028	0.9734	0.914
		5	-0.004	-0.004	0.9857	0.964
		6	0.020	0.021	1.3264	0.970
		7	-0.044	-0.045	3.0096	0.884
		8	-0.028	-0.027	3.6770	0.885
		9	-0.010	-0.011	3.7570	0.927
		10	0.025	0.023	4.2896	0.933

图 5 残差自相关的 Q 检验

Fig.5 Q-test of residual autocorrelation

由图 5 可知, Q 统计量的概率值均远大于 0.05。因此应接受原假设, 即残差序列不存在自相关性。故 ARIMA(2,1,1)作为拟合原数据的模型是最为合理的。

2.3 建立 GARCH 模型

传统的 ARIMA 模型看似可以接受。但如果进一步研究残差平方的自相关函数, 可以观察到它存在着显著的相关性。这意味着残差序列中依然可能蕴含着值得提取的有用信息, 即可能存在自回归条件异方差。

运用 ARCH-LM 检验 (包括 LM 统计量及相伴概率) 来进行 ARCH 效应检验, 即可严格判定是否存在自回归条件异方差。具体做法是: 对日数据, 取滞后阶数为 10^[21], 检验式 (2) ~ (3) 中的回归系数是否全为 0。ARCH-LM 的检验结果如表 3。

表 3 ARCH-LM 的检验结果

Tab.3 Test of ARCH-LM

检验量	LM	概率值
F-statistic	4.103 4	0
Obs*R-squared	36.596 0	0.000 02

检验结果说明在滞后阶数为 10 阶的情况下, $LM=nR^2=36.569 0$, 而 $X^2_{0.05}(10)=18.32$, 即 $LM > X^2_{0.05}(10)$, 且检验的相伴概率小于显著水平 0.05, 所以在 95% 的置信水平下完全有理由拒绝回归系数全为 0 的原假设, 且存在高阶的 ARCH 效应。为此需对原模型进行改进, 即运用 ARCH 或 GARCH 模型来拟合原序列。

首先尝试建立 ARCH 模型。ARCH 模型的定阶依然采用从低阶开始, 然后逐渐增加阶数, 分别检验不同阶数的方程式 (3) 的拟合状况来确定最佳阶数。经过多次试验, 最大滞后期 4, 其输出结果如表 4。

表 4 ARCH 模型参数

Tab.4 The parameters of ARCH model

统计量	系数	z 统计量	概率值
α_0	7.034 3	8.656 4	0.000 0
ARCH (1)	0.207 5	3.765 6	0.000 2
ARCH (2)	0.177 1	3.595 4	0.000 3
ARCH (3)	0.096 0	2.599 6	0.009 3
ARCH (4)	0.077 5	2.445 2	0.014 5

由表 4 可得, 4 阶 Z 检验的相伴概率值均在 0.05 以下, 因此在 95% 的置信区间内各项系数值均可接受。再进一步检验得: $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ 均大于 0, 且 $\alpha_1+\alpha_2+\alpha_3+\alpha_4 < 1$, 因此, 序列 $\{\varepsilon_i\}$ 服从 ARCH (4) 过程。ARCH 的条件方差方程为:

$$h_t = 7.0343 + 0.2075\varepsilon_{t-1}^2 + 0.1771\varepsilon_{t-2}^2 + 0.0960\varepsilon_{t-3}^2 + 0.0775\varepsilon_{t-4}^2 \quad (6)$$

当 ARCH 模型的滞后阶数 q 较大时, 不仅会给模型的参数估计增加工作量, 而且将更加受制于模型的条件约束。而 GARCH 模型能弥补模型阶数过大所带来的计算效率及精度上的不足^[14], 因此尝试建立 GARCH (1,1) 模型, 其输出结果如表 5。

表 5 GARCH(1,1)模型参数

Tab.5 The parameters of GARCH(1, 1) models

统计量	系数	z 统计量	概率
α_0	2.161 7	4.778 3	0.000 0
ARCH (1)	0.213 3	4.838 7	0.000 0
GARCH (1)	0.650 3	12.843 3	0.000 0

由表 5 可得, Z 检验的相伴概率值均在 0.05 以下, 因此在 95% 的置信区间内各项系数值均可接受。再进一步检验得: $\alpha_0, \alpha_1, \theta_1$ 均大于 0, 且 $\alpha_1 + \theta_1 < 1$ 。因此序列 $\{\varepsilon_t\}$ 服从 GARCH (1,1) 过程, GARCH 的条件方差方程为:

$$h_t = 2.1617 + 0.2133\varepsilon_{t-1}^2 + 0.6503h_{t-1} \quad (7)$$

2.4 模型比较

分别使用 ARIMA(2,1,1) 模型, ARCH(4) 和 GARCH(1,1) 模型对预测日的风速值进行预测并与其实际值比较, 各模型的预测结果如表 6。

表 6 三种模型预测结果

Tab. 6 Forecasting results of the three models

单位: mph (英里/小时)

时序	实际值	ARIMA 模型	ARCH 模型	GARCH 模型
1	13.800 0	13.169 0	13.216 6	13.194 7
2	13.100 0	12.786 5	12.804 9	12.772 2
3	14.000 0	12.295 5	12.302 4	12.272 5
4	13.800 0	13.242 7	13.289 9	13.275 3
5	10.200 0	13.003 5	13.024 8	12.999 0
6	8.900 0	9.906 9	9.829 9	9.787 5
7	11.600 0	9.253 7	9.218 0	9.214 4
8	9.800 0	11.785 2	11.854 0	11.881 8
9	3.500 0	9.824 9	9.783 4	9.766 6
10	6.800 0	4.491 8	4.310 8	4.280 9
11	10.800 0	8.164 9	8.215 0	8.282 2
12	11.200 0	11.164 6	11.256 2	11.302 3
13	11.100 0	10.064 3	10.979 9	10.977 1
14	10.700 0	10.840 7	10.844 7	10.836 6
15	10.600 0	10.019 5	10.514 3	10.505 6
16	10.200 0	10.497 2	10.497 8	10.493 9
17	9.100 0	10.164 4	10.155 8	10.151 1
18	6.200 0	9.247 5	9.216 4	9.210 5
19	3.800 0	6.818 2	6.729 1	6.720 3
20	8.400 0	5.033 1	4.939 5	4.952 8
21	13.300 0	9.323 7	9.413 3	9.481 2
22	18.000 0	12.980 4	13.108 7	13.144 8
23	18.100 0	16.512 9	16.667 4	16.668 8
24	18.500 0	16.092 3	16.146 8	16.091 5

由表 6 计算出各预测模型相对误差百分比的平均值, 见表 7。

这 3 种时序模型的预测误差均在 25%~40% 之内, 预测结果比较理想。其中, 改进后的 ARCH 和 GARCH 模型的预测水平略优于传统的 ARIMA 模型, GARCH 模型的预测效果最好。

表 7 四种预测模型的日平均误差

Tab.7 Daily average error of four models

参数	模型			
	ARIMA	ARCH	GARCH	BP
日平均相对误差/%	25.6	25.1	25.1	35.19

此外, 为了与其他方法比较, 选择 BP 神经网络方法预测相同时刻的风速值。设计一个三层 BP 神经网络, 以预测日前 8 天的历史风速值作为输入量, 预测日的风速值作为输出量, 隐层节点数由多次试验确定, 训练 BP 网络进行预测。中间层采用 S 型正切函数 “Tansig”, 输出层采用 S 型对数函数 “Logsig”。并对数据进行归一化处理使输入输出数据在区间 [0,1] 之间。最后将预测结果填入表 8。

由表可以看出, BP 神经网络方法的预测误差较大, 其原因在于采用的是传统的三层 BP 算法, 也未加入气象影响因素。由文献 [8,11,19] 可知, 当采用改进 BP 算法或 BP 算法增加气象因素后, 其预测精度与一般时间序列法相当或略优于时间序列法。

为了检验以上结论的可靠性, 对其他多处历史时间的风速值分别进行了反复的建模预测分析。我们知道: 原始序列的标准差 S 可表征序列的波动程度, 一阶差分序列的绝对值平均数 M 可表征相邻点的聚集程度。 S 越大说明波动越剧烈, M 越大说明聚集程度越高。因此, 多采用 S/M 的值来衡量大波动的集群性 [22]。表 8 给出了在不同的 S/M 值下, GARCH 模型与 ARIMA 模型相比, 在预测精度上平均提高的水平。

表 8 不同 S/M 下 GARCH 模型预测精度的改善

Tab.8 Improved forecasting precision of GARCH model referred to various S/M

项目	S/M=2	S/M=3	S/M=5
实验次数	5	5	5
提高的预测精度	0.2%	0.5%	1%

由表 8 可以看出, 随着 S/M 的增加, GARCH 模型的预测性能表现更为优越, 说明该方法对于波动性强的序列具有更好的适应性。

需要指出的是, 由于建模用的数据不同, 以及待预测日数据的波动特性存在着差异, 都会对预测结果产生影响。因此某个单次 S/M 值下实验的结果, 不一定保证绝对能提高预测精度。

3 风电机组出力的预测

基于风速预测的风力发电机组出力的预测主要有两种方法: 一种方法是由风速原始数据和风电机

组功率特性曲线, 得到风电功率时间序列的原始数据, 再对该功率时间序列进行建模, 直接预测风电机组的出力。另一种方法是对风速原始数据进行建模后得到风速预测值, 再根据预测的风速数据和风电机组功率特性曲线, 转换得到风电机组出力的预测值。对于单机风力发电机组来说两种预测方法的误差相当。

鉴于前面已经对风速进行了建模和预测, 本文采用后者。风力发电机组的选择, 是根据风电场的风能资源和电网电能的约束, 合理确定机组的参数, 使风电场达到最大的综合效益。现以德国Dewind公司制造的单机容量为1 MW的变桨距风力发电机组为例加以说明。其切入风速, 额定风速, 切出风速分别为2.5, 11.5, 23 m/s。风力发电机的功率 P_E 可用式(8)来计算, 即

$$P_E = C_p C_Q \frac{\rho v^3 A}{204} \text{ kW} \quad (8)$$

式中: C_p 为风能利用系数; C_Q 为传动装置及发电机的效率系数; ρ 为空气密度; A 为风力机的扫掠面积; v 是风速。这些系数可通过风力机组的铭牌参数和风电场参数得知^[23]。

在实际的应用中, 可简单地根据风电机组的风速—功率的近似特性曲线P-V, 直接求得风速对应的风力机组的出力。图6为风电机组功率特性曲线的示意图, 其中 V_{in} , V_{out} 表示切入、切出风速。

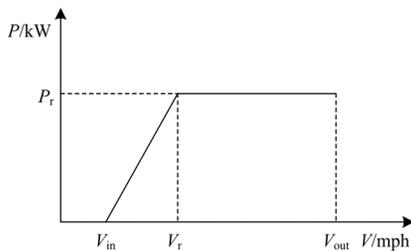


图6 风电机组功率特性曲线

Fig.6 Power curve of a wind power generator

风电机组的功率特性曲线也可用分段函数表示:

$$P = \begin{cases} 0 & v < v_{in} \text{ 或 } v \geq v_{out} \\ \frac{v - v_{in}}{v_r - v_{in}} P_r & v_{in} \leq v < v_r \\ P_r & v_r \leq v < v_{out} \end{cases} \quad (9)$$

由表6得到的基于GARCH模型预测的24点风速值, 首先转换计量单位为m/s, 根据功率曲线和参数得到相应的风电机组出力预测值, 见表9。

其中, 在时刻10和时刻20的时候, 由于风速低

于切入风速, 达不到开始并网发电所要求的最低风速, 机组不能启动, 输出功率为0。

表9 风电机组出力预测值

时序	风速预测值/mph	功率值/kW	时序	风速预测值/mph	功率值/kW
1	13.194 7	377.56	13	10.977 1	267.42
2	12.772 2	356.58	14	10.836 6	260.44
3	12.272 5	331.75	15	10.505 6	244.00
4	13.275 3	381.56	16	10.493 9	243.42
5	12.999 0	367.84	17	10.151 1	226.39
6	9.787 5	208.34	18	9.210 5	179.68
7	9.214 4	179.87	19	6.720 3	56.00
8	11.881 8	312.35	20	4.952 8	0.00
9	9.766 6	207.29	21	9.481 2	193.12
10	4.280 9	0.00	22	13.144 8	375.08
11	8.282 2	133.57	23	16.668 8	550.10
12	11.302 3	283.57	24	16.091 5	521.44

4 结论

通过以上所做的工作, 可以得出以下结论:

(1) 在风速预测中, 时间序列预测方法对数据要求不高, 只需知道风电场的单一风速时间序列即可, 简单可行。本文在分析夏威夷岛Lalamilo处的风速时间序列时, 发现风速的波动存在ARCH效应, 因此尝试建立一种新的模型对风速进行预测。

(2) 通过建立GARCH模型, 并与传统的ARIMA模型进行比较, 得出GARCH模型对风速的预测能力要略优于传统的ARIMA模型的结论, 说明当风速的波动存在ARCH效应时, GARCH模型能更好地拟合这种波动情况, 具有一定的实用性。同时GARCH建模避免了传统模型同方差假说理论与实际不符的隐忧, 在理论上更为完善。

(3) 为了清楚GRACH模型的适用性, 对集群性不同的时间序列进行了数值计算, 发现在波动性大的情况下, GARCH与ARIMA相比, 平均预测效果较好。

(4) 探讨了风电功率的预测途径, 基于风电机组的功率特性, 运用已有的风速预测值, 实现单机风力发电机功率的预测。

就现有的研究结果来看, 风电功率的预测误差还是比较大的, 因此寻求更适合风电序列变化规律的预测方法, 或者是在建模样本数据的选择上进行处理, 如结合模式识别技术等, 将是今后要做的工作。

参考文献

- [1] Paul Gipe. Wind energy comes of age[M]. John Wiley & Sons, INC., 1995.
- [2] 中华人民共和国国务院. 国家中长期科学和技术发展规划纲要[R]. 2006.
http://www.gov.cn/jrzg/2006-02/09/content_183787.htm
State council of PRC, State long and medium-term planning and developing outline for science and technology[R]. 2006.
http://www.gov.cn/jrzg/2006-02/09/content_183787.htm
- [3] 刘韬文, 李孝杰. 考虑风力发电的电力系统经济调度[J]. 继电器, 2007, 35 (S1): 276-279.
LIU Tao-wen, LI Xiao-jie. Economic dispatch of power system incorporating wind power plant[J]. Relay, 2007, 35 (S1): 276-279.
- [4] 薛禹胜, 李海峰. 2008年国际大电网会议系列报道——关于电力系统运行与控制的讨论[J]. 高电压技术, 2008, 34 (11): 2253-2258.
XUE Yu-sheng, LI Hai-feng. A review of CIGRE 2008 on power system operation and control[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34 (11): 2253-2258.
- [5] 王丽婕, 廖晓钟, 高阳, 等. 风电场发电功率的建模和预测研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(13): 118-121.
WANG Li-jie, LIAO Xiao-zhong, GAO Yang, et al. Summarization of modeling and prediction of wind power generation [J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(13): 118-121.
- [6] 丁明, 张立军, 吴义纯. 基于时间序列分析的风电场风速预测模型[J]. 电力自动化设备, 2005, 25 (8): 32-34.
DING Ming, ZHANG Li-jun, WU Yi-chun. Wind speed forecast model for wind farms based on time series analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2005, 25 (8): 32-34.
- [7] Torres J L, Garcia A, Blas M D, et al. Forecast of hourly average wind speed with ARMA models in navarre (Spain) [J]. Solar Energy, 2005, 79 (1): 65-77.
- [8] 杨秀媛, 肖洋, 陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (11): 1-5.
YANG Xiu-yuan, XIAO Yang, CHEN Shu-yong. Wind speed and generated power forecasting in wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (11): 1-5.
- [9] 吴兴华, 周晖, 黄梅. 基于模式识别的风电场风速和发电功率预测[J]. 继电器, 2008, 36 (1): 27-32.
WU Xing-hua, ZHOU Hui, HUANG Mei. Wind speed and generated power forecasting based on pattern recognition in wind farm [J]. Relay, 2008, 36(1): 27-32.
- [10] Park, de Aquino R R B, Lira M M S, et al. Application of wavelet and neural network models for wind speed and power generation forecasting in a Brazilian experimental wind[C]. //2009 International Joint Conference on Neural Networks, 2009.
- [11] Palomares-Salas J C, de la Rosa J J G, Ramiro J G, et al. Neural networks for wind speed forecasting[C]. //IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications, 2009: 129-133.
- [12] Khan A A, Shahidehpour M. One day-ahead wind speed forecasting using wavelets[C]. //2009 IEEE Power Systems Conference and Exposition. 2009.
- [13] Guo-Rui Ji, Pu Han, Yong-Jie Zhai. Wind speed forecasting based on support vector machine with forecasting error estimation[C]. //2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2007: 2735-2739.
- [14] Bollerlevt. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31 (3): 307-327.
- [15] 于俊年. 计量经济学软件—Eviews使用[M]. 北京: 对外经贸大学出版社, 2006.
- [16] 刘玄, 冯彩. 2005年以来我国股票市场波动特性研究——基于GARCH模型[J]. 经济论坛, 2009, 21 (2): 42-45.
LIU Xuan, FENG Cai. Fluctuation characteristics research of China stock market since 2005 based on GARCH model[J]. Economy Forum, 2009, 21 (2): 42-45.
- [17] 杨俊, 艾欣, 冯义, 等. 基于非参数GARCH模型的电价预测[J]. 电工技术学报, 2008, 23 (10): 135-142.
YANG Jun, AI Xin, FENG Yi, et al. Electricity price forecasting based on non-parametric GARCH[J]. Transaction of China Electro Technical Society, 2008, 23 (10): 135-142.
- [18] 何育, 高山, 陈昊. 基于ARMA-ARCH模型的风电场风速预测研究[J]. 江苏电机工程, 2009, 28 (3): 1-3.
HE Yu, GAO Shan, CHEN Hao. Wind speed forecast for wind farms based on ARMA-ARCH model[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2009, 28 (3): 1-3.
- [19] 韩爽, 杨勇平, 刘永前. 三种方法在风速预测中的应用研究[J]. 华北电力大学学报, 2008, 35 (3): 57-61.
HAN Shuang, YANG Yong-ping, LIU Yong-qian. Application study of three methods in wind speed prediction[J]. Journal of North China Electric Power University, 2008, 35 (3): 57-61.
- [20] http://hawaii.gov/dbedt/ert/winddata/lalb1093.txt/.
- [21] 张思成. 金融计量学——时间序列分析视角[M]. 大连: 东北财经大学出版社, 2008.
ZHANG Si-cheng. Finsncial econometrics——viewed from time series[M]. Dalian: Dongbei University of Finance & Economics Press, 2008.

(下转第 119 页 continued on page 119)

线的自调节算法, 动态响应快, 适用于冲击性负荷的无功补偿、三相不平衡补偿和有源滤波。D-STATCOM 现场工程应用中良好的补偿效果, 说明了自适应控制算法的动态性、稳定性和实用性。

参考文献

- [1] 王玉斌, 吕燕, 等. 三相电压不对称时谐波和无功电流的准确检测新方法[J]. 继电器, 2006, 34(18): 47-49.
WANG Yu-bin, Lü Yan, et al. New precision detection method of harmonics and reactive current under a symmetrical three-phase voltages[J]. Relay, 2006, 34(18): 47-49.
- [2] Herrera R S, Salmeron P, Kim H. Instantaneous reactive power theory applied to active power filter compensation: different approaches, assessment, and experimental results[J]. IEEE Trans Ind Electron, 2008, 55(1): 184-196.
- [3] 刘亮, 邓名高, 欧阳红林. 配网动态无功补偿器的研究与应用[J]. 电力电子技术, 2009, 43 (4): 1-3.
LIU Liang, DENG Ming-gao, OUYANG Hong-lin. Research and application of distribution static compensator[J]. Power Electronics, 2009, 43 (4): 1-3.
- [4] Singh B, Verma V. Selective compensation of power-quality problems through active power filter by current decomposition[J]. IEEE Trans on Power Del, 2008, 23(2): 792-799.
- [5] Bhim Singh, Jitendra Solanki. A comparison of control algorithms for DSTATCOM[J]. IEEE Transactions on

Industrial Electronics, 2009, 56(7): 2738-2745.

- [6] Divan D M, Bhattacharya S, Banerjee B. Synchronous frame harmonic isolator using active series filter[C]. // Proc Eur Power Electron Conf, 1991: 3030-3035.
- [7] 袁旭龙, 王林虎. 自适应动态预测变电站电压无功模糊控制系统的研究[J]. 继电器, 2005, 33 (8): 41-43.
YUAN Xu-long, WANG Lin-hu. Study of reactive power fuzzy control system in substation based on adaptive dynamic prediction[J]. Relay, 2005, 33 (8): 41-43.
- [8] 徐琳, 韩杨, 云伟俊. 工厂配电系统电能质量仿真与治理方案研究[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36 (17): 38-42.
XU Lin, HAN Yang, YUN Wei-jun. Research on power quality simulation and enhancement scheme of the distribution system of factory[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36 (17): 38-42.

收稿日期: 2010-03-22; 修回日期: 2010-05-31

作者简介:

刘亮(1976-), 女, 讲师, 硕士, 主要研究方向为电力电子技术和控制理论的应用研究; E-mail: ann_0821@163.com

邓名高(1974-), 男, 工程师, 硕士, 主要研究方向为电力电子技术在电力系统中的应用;

欧阳红林(1965-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为电力电子技术和电气节能。

(上接第 114 页 continued from page 114)

- [22] 沃尔特·恩德斯. 应用计量经济学[M]. 杜江, 谢志超, 译. 北京: 高等教育出版社, 2006.
Walter Enders, Applied econometrics time series[M]. DU Jiang, XIE Zhi-chao, trans. Beijing: Higher Education Press, 2006.
- [23] 王承煦, 张源. 风力发电[M]. 北京: 中国电力出版社, 2003.
WANG Cheng-xu, ZHANG Yuan. Wind power generation[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2003.

收稿日期: 2010-03-22; 修回日期: 2010-05-06

作者简介:

周晖(1964-), 女, 副教授, 博士, 硕士生导师, 主要从事电力负荷预测、电力系统调度与运行, 电力市场, 风电接入等方面的研究; E-mail: hzhou@bjtu.edu.cn

方江晓(1986-), 男, 硕士, 主要从事风电预测, 及风电接入的研究;

黄梅(1959-), 女, 研究员, 硕士生导师, 主要从事电力系统负荷建模, 继电保护与新能源研究。

作者声明

发表在本刊 2010 年 38 卷第 17 期的文章“自适应模糊支持向量机邻近增量算法在变压器故障诊断中的应用”, 系第一作者博士入校前的投稿, 未经导师和学校同意, 擅自挂名导师和学校, 且论文非第一作者所做工作, 经导师核实和申请, 该论文予以撤销, 并对原作者、导师及相关人员造成的伤害表示歉意。

特此声明。