

孙明涛,朱子莉,肖青,等.基于转译模型的风力发电机风速时间序列模拟[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2024,39(4):69-76.doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2024.04.009

SUN M T, ZHU Z L, XIAO Q, et al. Wind Speed Time Series Simulation of Wind-driven Generator Based on Translation Model[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2024, 39(4): 69-76. doi: 10.13582/j.cnki.1672-9102.2024.04.009

基于转译模型的风力发电机风速时间序列模拟

孙明涛¹, 朱子莉¹, 肖青^{2*}, 彭嘉兴²

(1. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206; 2. 湖南科技大学 信息与电气工程学院, 湖南 湘潭 411201)

摘要: 风速是一个有着较强非正态性的时间序列, 在拟合风速历史观测样本时, 难以兼顾非正态性和自相关性, 特别是当自相关函数的振荡性较强时, 现有方法的拟合精度不高. 选用转译模型模拟风速时间序列, 将概率分布函数和自相关函数的拟合解耦成2个独立的部分. 首先, 基于分位数函数和原点矩抽取风速样本的统计信息, 选用 Tadikamalla 分布重构风速的累积分布函数和分位数函数; 然后, 基于边际概率转换, 将风速样本映射到标准正态空间, 采用余弦函数级数和来拟合样本的自相关函数; 最后, 提出一种三角级数展开式的方法生成高斯时间序列样本, 利用转译模型将高斯时间序列样本转换成风速时间序列样本, 复现风速的非正态累积分布函数和振荡自相关函数. 对3组风速观测样本进行拟合测试, 结果验证了所提方法的有效性和准确性.

关键词: 风速时间序列; 转译模型; Tadikamalla 分布; 自相关函数

中图分类号: TM753 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-9102(2024)04-0069-08

Wind Speed Time Series Simulation of Wind-driven Generator Based on Translation Model

SUN Mingtao¹, ZHU Zili¹, XIAO Qing², PENG Jiaying²

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: The wind speed is a time series with strong non-normality. When fitting historical wind speed observation samples, it is difficult to give consideration to both non-normality and autocorrelation; especially, when the autocorrelation function has a strong oscillation, the fitting accuracy of existing methods is not high. In this paper, a translation model is used to simulate wind speed time series, whereby the fitting of the probability distribution function and the autocorrelation function are decoupled into two independent parts. Firstly, the quantile and raw moment are employed to extract statistical information of wind speed samples, and Tadikamalla distribution is introduced to recover the cumulative distribution function and quantile function of wind speed. Then, based on marginal transformation, wind speed samples are mapped to standard normal space, where a finite cosine series sum is proposed to fit the autocorrelation function of samples. Finally, a trigonometric series expansion is developed to generate samples of a Gaussian time series, which is transformed to samples of wind speed time series by translation model. A fitting test is performed on three sets of wind speed observation

收稿日期: 2024-03-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(12271155)

* 通信作者, E-mail: qxiao@mail.hnust.edu.cn

samples, and the results of case study demonstrate the effectiveness and accuracy of the proposed method.

Keywords: wind speed time series; translation model; Tadikamalla distribution; autocorrelation function

随着节能减排需求的增加,风能在电网中的比重越来越大.风能是一种间歇性能源,其随机波动性和不可控制性给电力系统的稳定运行带来严峻挑战^[1-2].由于风速是风机出力的关键因素,为了降低风电间歇性对电网的影响,需要选用一个精准的风速模型描述风速的随机波动性,为风电并网规划提供可靠的依据^[3-4].

数学上,风速可看成是一个定义在时域上的时间序列,其统计特征可由概率分布函数和自相关函数来描述.目前,常用的风速时间序列模型有马尔可夫链(Markov Chain)模型和自回归滑动平均(Auto-Regressive and Moving Average, ARMA)模型.马尔可夫链模型将风速的波动区域划分为一系列子区间,再利用风速的观测样本建立转移概率矩阵,生成风速时间序列样本^[5-6].马尔可夫链模型无需复杂的计算,能很好地复现风速的概率分布函数,且能考虑季节特性、日特性和干湿特性等因素对风速的影响^[7].然而,该模型很难精准地拟合风速时间序列的自相关函数,虽然选用多步转移概率矩阵能在一定程度上提高自相关函数的拟合精度,但会导致计算量的急剧增加^[8].

ARMA模型将风速时间序列表示成一系列高斯时间序列的权重和,能很好地拟合风速的自相关函数^[9],但该模型需要选取合适的核函数来描述风速时间序列的相关性.此外,ARMA模型的阶数、自回归系数和移动平均系数对拟合精度的影响很大,需要通过较复杂的计算来选取合适的参数^[10-11].ARMA模型的另一个问题是无法准确复现风速的非高斯性,该问题可用文献[12]中的边际转换解决,即先将风速时间序列映射到正态空间,利用ARMA模型建立高斯时间序列 $Z(t)$ 拟合自相关函数,然后用边际转换将 $Z(t)$ 转换为非高斯风速时间序列.这种方法可将风速时间序列的模拟解耦成2个独立的部分,即风速概率分布函数的拟合和风速时间序列自相关函数的拟合,可以极大地简化计算.在文献[13]中,该方法也被称为转译模型,其基本思想是先生成高斯时间序列 $Z(t)$ 的样本,再基于等边际概率转换将其转换为非高斯风速时间序列 $X(t)$ 的样本.需要说明的是,高斯时间序列 $Z(t)$ 的样本也可由马尔可夫链模型和ARMA模型生成,若两者能较好地拟合目标风速样本的自相关函数,也可以直接套用转译模型生成风速时间序列样本.

然而,在实际工况中,风速样本不仅是非正态分布的,其自相关函数也具有较强的振荡性,马尔可夫链模型和ARMA模型难以兼顾风速的概率分布函数和自相关函数,无法准确复现风速样本的统计特征,因此,本文选用转译模型模拟风速时间序列.由于实际工程环境中只能得到风速的历史观测数据,因此,需要重构风速的概率分布函数.Tadikamalla分布能拟合非正态性较强的风速样本,因此,本文选用Tadikamalla分布^[8]拟合风速的累积分布函数和分位数函数.此外,本文采用余弦函数级数和来拟合振荡性较强的风速时间序列自相关函数,可以较好地拟合自相关函数.通过理论推导,提出一种三角级数展开式的方法生成高斯时间序列样本,复现风速在标准正态空间的自相关函数,再利用风速的分位数函数将高斯时间序列转换为风速时间序列,复现风速的概率分布函数和自相关函数.

1 风速时间序列样本的拟合

1.1 风速时间序列的统计特征

本文选用概率分布函数和自相关函数描述风速时间序列的统计特征,以采样间隔 $\Delta\tau$ 记录一组风速样本,记为 $x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$.基于这 n 个风速样本,有

$$\hat{F}(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(x_i \leq X), I(x_i \leq X) = \begin{cases} 1, & x_i \leq X; \\ 0, & x_i > X. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\hat{F}(X)$ 为风速样本的经验累积分布函数; X 为风速; $I(x_i \leq X)$ 为计数函数.

风速时间序列为 $X(t)$,2个不同时刻的风速为 $X(t)$, $X(t+\tau)$,时间间隔 $\tau=s\Delta\tau$,则其相关性可由相关函数来描述:

$$\rho_x(\tau) |_{\tau=s\Delta\tau} = \frac{1}{n-|s|} \sum_{i=1}^{n-|s|} \frac{(x_i - \mu_x)(x_{i+|s|} - \mu_x)}{\sigma_x^2}. \quad (2)$$

式中: $\rho_x(\tau)$ 为风速时间序列的自相关函数; μ_x 和 σ_x 为风速样本的数学期望和标准差; s 为整数, $|s|=0$,

1, 2, 3, ...

1.2 转译模型

记 $Z(t)$ 为高斯时间序列, 考虑如下变换^[13]:

$$X(t) = F^{-1}\{\Phi[Z(t)]\}. \quad (3)$$

式中: $F^{-1}(\cdot)$ 为风速时间序列的分位数函数; $\Phi(\cdot)$ 为标准正态分布的累积分布函数.

式(3)也被称为转译模型. 由式(3)可知: 转译模型选用 $F^{-1}[\Phi(\cdot)]$ 拟合风速时间序列 $X(t)$ 的概率分布函数, 选用 $Z(t)$ 拟合 $X(t)$ 的自相关函数. 为计算 $Z(t)$ 的自相关函数, 将风速样本 $x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$ 映射到标准正态空间:

$$z_i = \Phi^{-1}[F(x_i)], \quad (i = 1, \dots, n). \quad (4)$$

$Z(t)$ 的自相关函数 $\rho_z(\tau)$ 为

$$\rho_z(\tau) \Big|_{\tau=s\Delta\tau} = \frac{1}{n-|s|} \sum_{i=1}^{n-|s|} z_i z_{i+|s|} \quad (5)$$

由式(5)可知: 只要能生成自相关函数为 $\rho_z(\tau)$ 的高斯时间序列 $Z(t)$, 再利用式(3)中的边际转换就可生成非高斯风速时间序列 $X(t)$.

1.3 概率分布函数的拟合

由于风速时间序列的分位数函数 $F^{-1}(\cdot)$ 未知, 本文选用四参数的 Tadikamalla 分布重构风速的累积分布函数^[14]:

$$F(X) = \begin{cases} \frac{1}{1 + e^{-\gamma} \left[\sqrt{\left(\frac{X-\xi}{\lambda}\right)^2 + 1} - \frac{X-\xi}{\lambda} \right]^\delta}; & (L_B) \\ \frac{1}{1 + e^{-\gamma} \left(\frac{\xi + \lambda - X}{X - \xi}\right)^\delta}. & (L_U) \end{cases} \quad (6)$$

式中: ξ, λ, γ 和 δ 为 Tadikamalla 分布的参数; $F(X)$ 为风速的累积分布函数; L_B 和 L_U 为 Tadikamalla 分布的 2 种不同模型.

由式(6)可导出风速的分位数函数:

$$X = F^{-1}(U) = \begin{cases} \xi + \frac{\lambda}{1 + [e^\gamma(U^{-1} - 1)]^{1/\delta}}; & (L_B) \\ \xi + \frac{\lambda}{2} \left[e^{-\gamma/\delta} \left(\frac{U}{1-U}\right)^{1/\delta} - e^{\gamma/\delta} \left(\frac{U}{1-U}\right)^{-1/\delta} \right]. & (L_U) \end{cases} \quad (7)$$

式中: U 为服从标准均匀分布的随机变量.

由式(6)和式(7)可知: 只要选取合适的模型和参数, 就能得到风速样本的累积分布函数和分位数函数. 本文选用分位数匹配法和矩匹配法求解 Tadikamalla 分布的参数, 其中, 分位数匹配法的具体步骤如文献[14]所述.

由式(7)可以求出 Tadikamalla 分布的前四阶原点矩:

$$M_r = E(X^r) = \int_0^1 [F^{-1}(U)]^r dU, \quad (r = 1, 2, 3, 4). \quad (8)$$

另一方面, 风速样本的前四阶原点矩为

$$M_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^r, \quad (r = 1, 2, 3, 4). \quad (9)$$

将式(9)中的 $M_r (r=1, 2, 3, 4)$ 代入式(8), 即可建立非线性方程组, 再用 Levenberg-Marquardt 算法求解方程组可得到 Tadikamalla 分布的参数.

1.4 自相关函数的拟合

根据式(5)可得到自相关函数 $\rho_z(\tau)$ 的一系列离散值 $s\Delta\tau, \rho_z(s\Delta\tau), (s=0, 1, 2, 3, \dots)$. 本文选用式(10)拟合 $\rho_z(\tau)$:

$$\rho_z(\tau) = \sum_{k=1}^m \frac{\lambda_k}{L} \cos\left(\frac{k\pi}{L}\tau\right), \quad (L > 0). \quad (10)$$

式中: m 为级数的阶数; L 为足够大的时间间隔, $\tau > L$ 时, $\rho_z(\tau) \approx 0$;参数 λ_k 为非负实数.

若选取 $L = m\Delta\tau$,由三角函数的正交性有

$$\lambda_k = \int_{-L}^L \rho_z(\tau) \cos\left(\frac{k\pi}{L}\tau\right) d\tau \approx \Delta\tau \sum_{s=-m}^m \rho_z(s\Delta\tau) \cos\left(\frac{k\pi}{L}s\Delta\tau\right). \quad (11)$$

求出参数 λ_k ($k=1, 2, \dots, m$)后, $Z(t)$ 的样本可由式(12)生成.

$$Z(t) = \sum_{k=1}^m \sqrt{\lambda_k} \left[\frac{\eta_k}{\sqrt{L}} \sin\left(\frac{k\pi}{L}t\right) + \frac{\zeta_k}{\sqrt{L}} \cos\left(\frac{k\pi}{L}t\right) \right]. \quad (12)$$

式中: η_k 和 ζ_k ($k=1, 2, \dots, m$)为独立的标准正态随机变量; $Z(t)$ 为高斯时间序列,且其自相关函数由式(10)给定.

1.5 算法步骤

本文生成风速时间序列样本的步骤如下:

- 1) 用式(6)的Tadikamalla分布重构风速的累积分布函数.
- 2) 用式(4)将风速样本转换到标准正态空间.
- 3) 用式(5)计算自相关函数 $\rho_z(\tau)$ 的离散值;用式(11)计算参数 λ_k 的值($k=1, 2, \dots, m$).
- 4) 用式(12)生成 $Z(t)$ 的样本,并利用式(3)和式(7)生成风速时间序列样本.

2 算例分析

2.1 风速的概率分布函数

基于3组风速时间序列的样本(测量时间间隔为15 min)验证本文的方法.3组风速样本为风速I,风速II和风速III,其样本如图1所示.利用分位数匹配法和矩匹配法求出Tadikamalla分布的参数.为了评价2种参数估计法的拟合效果,选用Kolmogorov-Smirnov(K-S)检验进行拟优度评估,结果如表1所示.

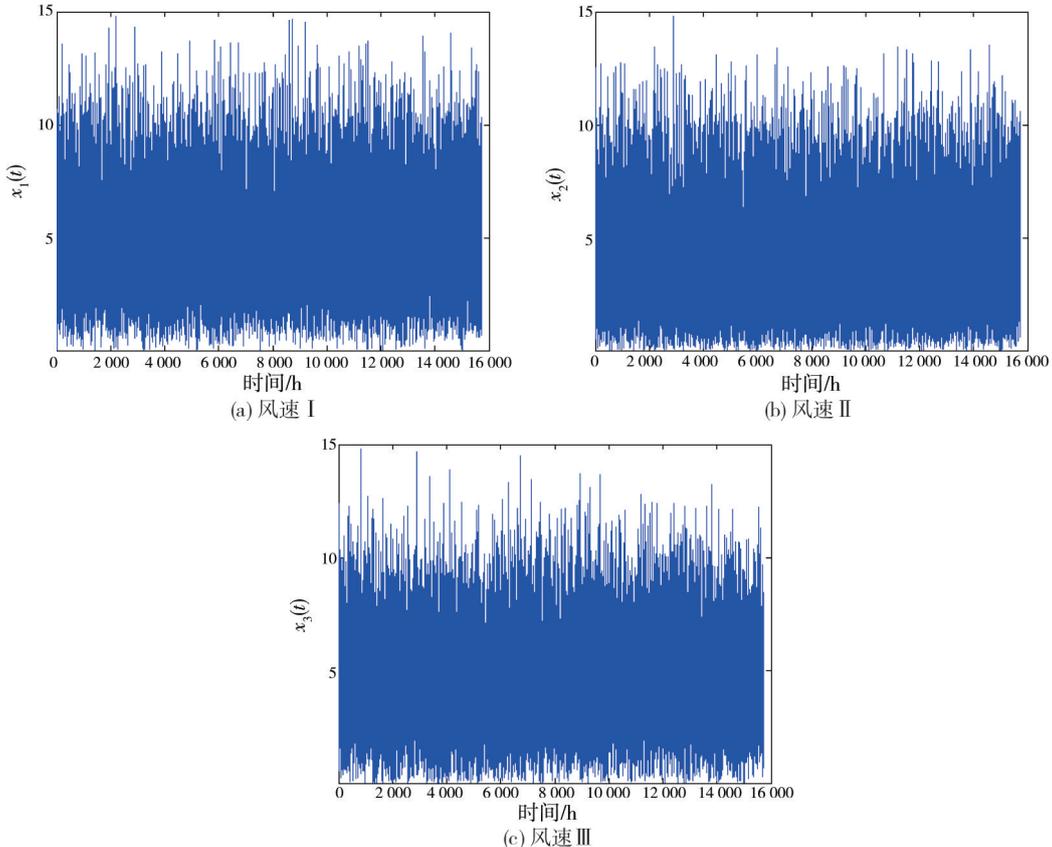


图1 风速的时间序列样本

表 1 Tadikamalla 分布的参数

风速	模型	参数估计法	参数				K-S 检验	
			ξ	λ	γ	δ	H	stat.
I	L_B		0.064 2	13.419 0	1.335 3	1.839 5	0	0.016
II	L_B	分位数匹配法	-0.127 1	12.966 7	1.516 4	1.690 9	0	0.017
III	L_B		-0.202 1	12.564 2	1.077 8	1.778 4	0	0.018
I	L_B		0.087 8	13.173 6	1.305 6	1.813 7	0	0.027
II	L_B	矩匹配法	-0.413 8	13.108 4	1.397 2	1.786 5	0	0.022
III	L_B		-0.210 2	12.459 9	1.052 7	1.787 0	0	0.017

注: H 为 K-S 检验所得的结果, $H=0$ 表示模型能有效拟合风速的概率分布; $stat.$ 表示与风速样本概率分布的偏差,其数值越小,说明拟合效果越好。

图 2 为 3 组风速的概率密度函数.由于韦伯分布是最常用的风速概率分布模型,图 2 中也给出了韦伯分布所拟合的概率密度函数图,3 组风速的参数由极大似然法给出。

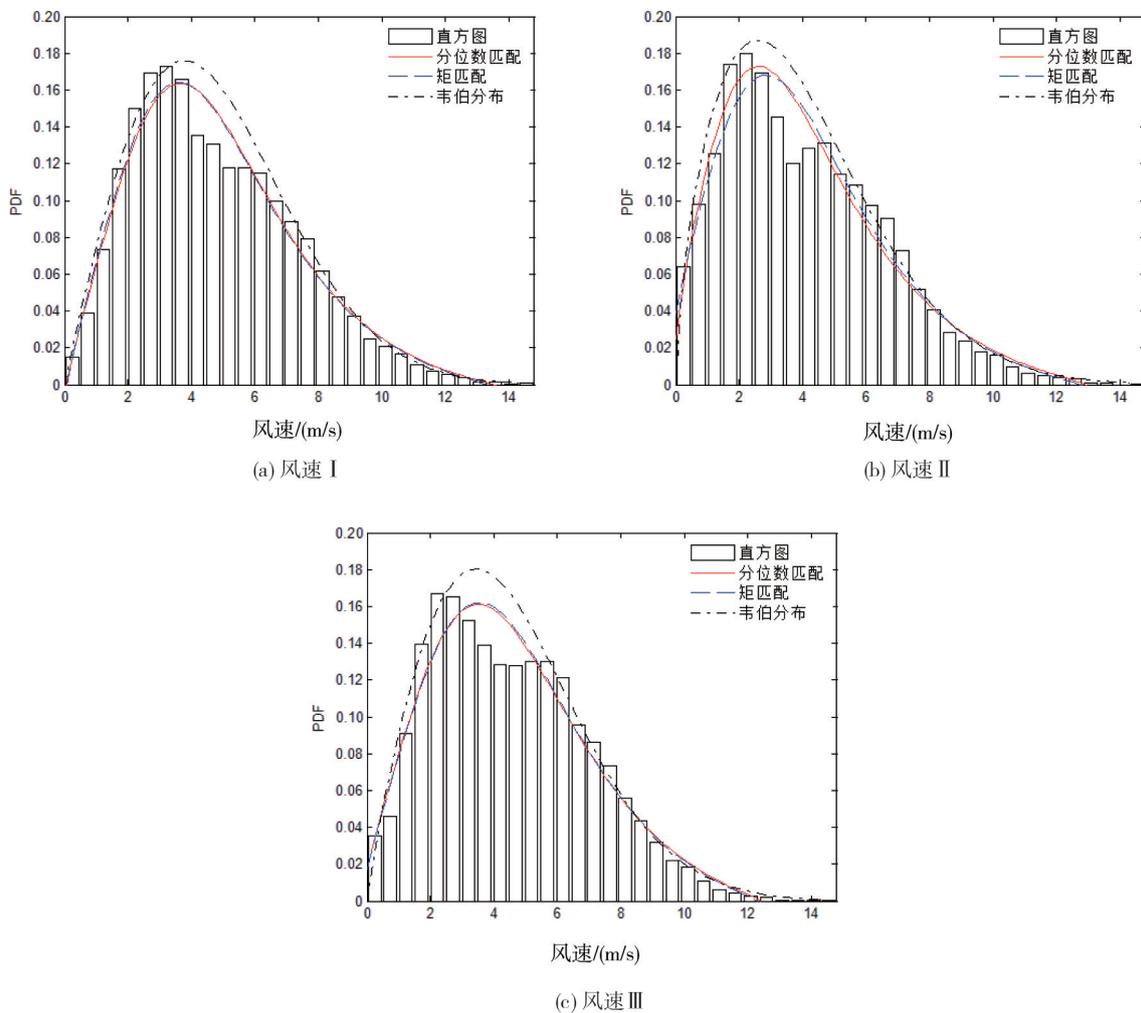


图 2 风速的概率密度函数

此外,基于式(6)和韦伯分布可以得到各组风速的累积分布函数 $F(X)$,基于式(1)可以得到各组风速的经验累积分布函数,计算两者的绝对误差为

$$\varepsilon_i = | \hat{F}(x_i) - F(x_i) |, (i = 1, 2, \dots, n). \tag{13}$$

3 组风速的累积分布函数的绝对误差 $\varepsilon_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 如图 3 所示.由表 1 中的 K-S 检验结果和图

3 可知:分位数匹配法和矩匹配法都能精确地拟合风速样本的概率分布函数.在拟合风速 I 时,分位数匹配法要略优;在拟合风速 II 和风速 III 时,2 种方法的精度相当.此外,由图 3 可知:韦伯分布能较好地拟合风速 I;但在拟合风速 II 和风速 III 时,Tadikamalla 分布的拟合精度更好,能更精准地复现风速样本的统计特征.

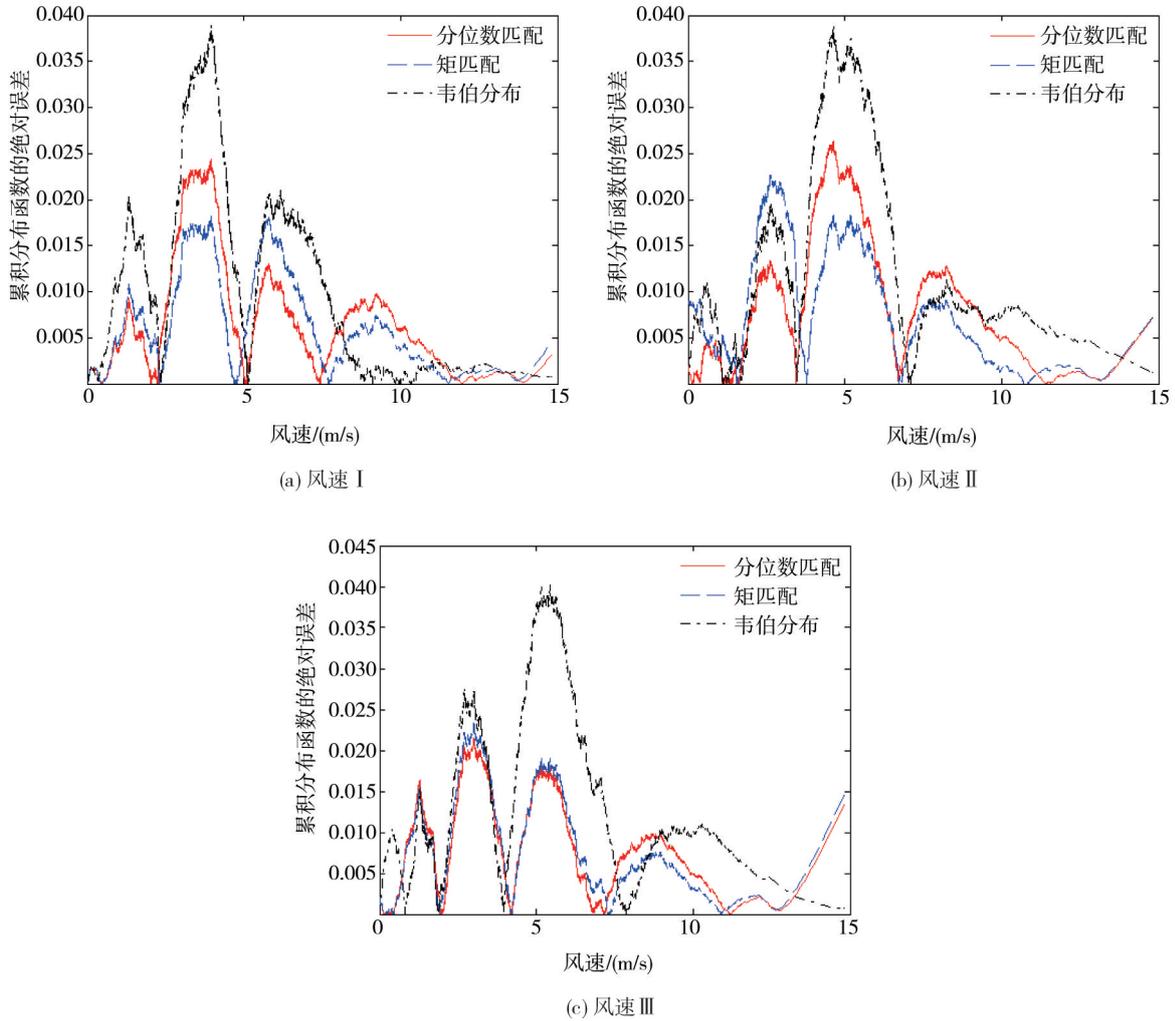


图 3 累积分布函数的绝对误差

2.2 风速的自相关函数

基于式(4),将风速样本转换到标准正态空间,再根据式(5)和式(11)计算参数 λ_k 的值($k=1, 2, \dots, m$),当 $m > 2 \times 10^4$ 时, $\lambda_k < 0.001$.因此,在式(11)和式(12)中,取 $m = 2 \times 10^4$.基于式(12)和式(3)生成 1×10^4 个风速样本,并用式(2)计算原观测样本、新生成样本的自相关函数(图4).此外,选用 ARMA 模型生成高斯时间序列 $Z(t)$ 的样本,再根据式(3)和式(7),用 Tadikamalla 分布将 $Z(t)$ 的样本转换成风速时间序列的样本,并根据式(2)求出 ARMA 模型所生成样本的自相关函数(图4).ARMA 模型和本文方法的自相关函数的绝对误差如图 5 所示.

由图 5 可知:本文方法的拟合精度要高于 ARMA 模型.虽然 3 组风速的自相关函数各不相同,但本文方法仍能精准地复现各组风速的自相关函数,其绝对误差值均小于 0.04.为减小拟合误差,ARMA 模型需要选取合适的参数,但目前尚无普适的算法可以解决该问题.本文方法只需增大式(10)和式(12)中的 m 值,即可提高自相关函数的拟合精度.

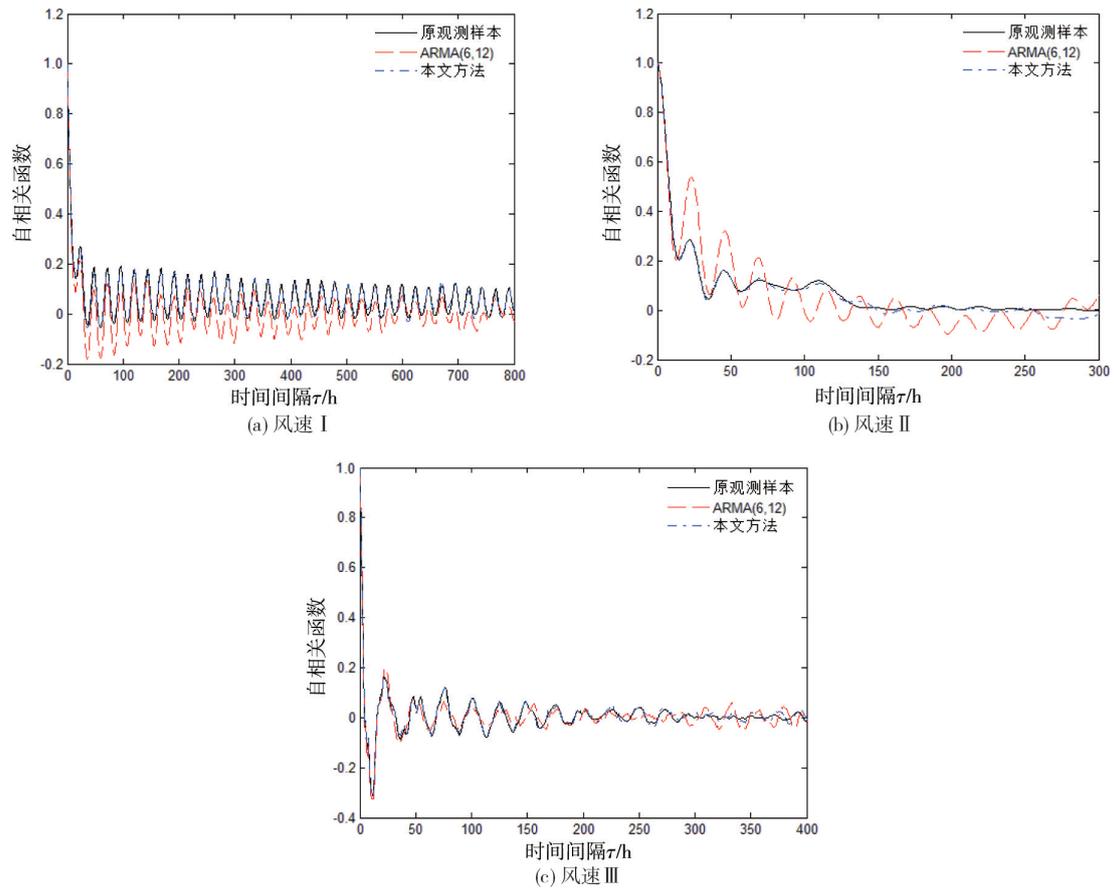


图 4 风速的自相关函数

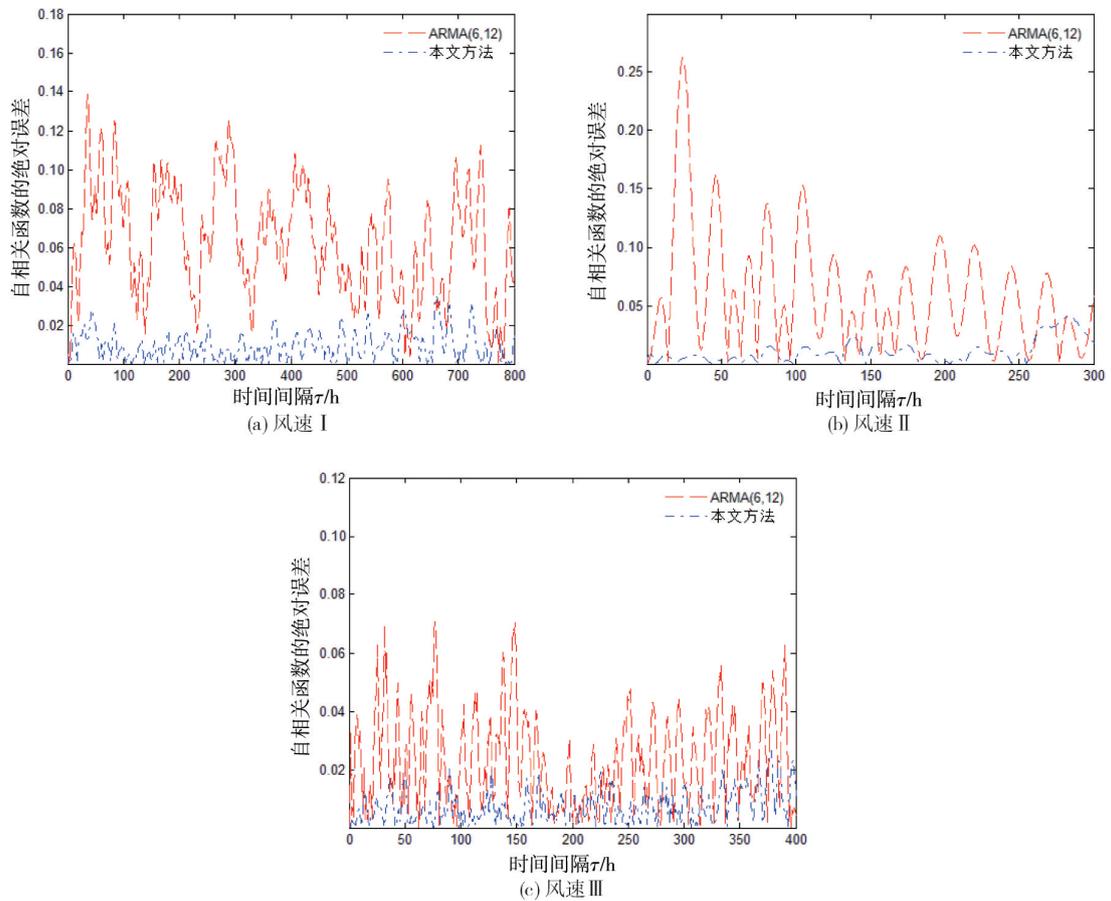


图 5 自相关函数的绝对误差

3 结论

- 1) 基于转译模型, 能将风速时间序列的统计特征解耦成独立的概率分布函数和自相关函数 2 个部分.
- 2) 基于分位数匹配法和矩匹配法, Tadikamalla 分布能准确地拟合风速样本的概率密度函数和累积分布函数.
- 3) 三角级数展开式能以较高的精度复现风速样本的自相关函数.

参考文献:

- [1] 王慧莹, 吴亮红, 张红强. 基于椭圆轨道模型的风电功率超短期预测[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2022, 37(3): 61-67.
- [2] 曹瑞琳, 邢洁, 李征. 基于改进级数展开的含风电电力系统概率潮流计算方法[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3447-3454.
- [3] 武晓朦, 李冲, 苏成果, 等. 基于数据驱动的主动配电网分布鲁棒有功无功协调优化[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2023, 38(1): 50-57.
- [4] 苗长新, 王霞, 李昊, 等. 基于数值天气预报风速误差修正的风电功率日前预测[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3455-3462.
- [5] 辛欣瑶, 汪建文, 赵煜, 等. 考虑扇区划分的自然风风向建模[J]. 太阳能学报, 2022, 43(11): 311-316.
- [6] 蒋平, 霍雨翀, 张龙, 等. 基于改进一阶马尔可夫链的风速时间序列模型[J]. 电力系统自动化, 2014(19): 22-27.
- [7] XIE K G, LIAO Q L, TAI H M, et al. Non-homogeneous Markov wind speed time series model considering daily and seasonal variation characteristics[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(3): 1281-1290.
- [8] TANG J, BROUSTE A, TSUI K L. Some improvements of wind speed Markov chain modeling[J]. Renewable Energy, 2015, 81: 52-56.
- [9] 李鹏, 朱洪泽, 骆光杰, 等. 基于 ARMA 模型的海上风机随机风场模拟[J]. 武汉大学学报(工学版), 2024, 57(1): 112-120.
- [10] 孙国强, 卫志农, 翟玮星. 基于 RVM 与 ARMA 误差校正的短期风速预测[J]. 电工技术学报, 2012, 27(8): 187-193.
- [11] 丁藤, 冯冬涵, 林晓凡, 等. 基于修正后 ARIMA-GARCH 模型的超短期风速预测[J]. 电网技术, 2017, 41(6): 1808-1814.
- [12] 甘迪, 柯德平, 孙元章, 等. 基于集合经验模式分解和遗传-高斯过程回归的短期风速概率预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(11): 138-147.
- [13] GRIGORIU M. Simulation of stationary non-gaussian translation processes[J]. Journal of Engineering Mechanics, 1998, 124(2): 121-126.
- [14] TADIKAMALLA P R, JOHNSON N L. Systems of frequency curves generated by transformations of logistic variables[J]. Biometrika, 1982, 69(2): 461-465.