

基于混合分布与Gaussian Copula的风速 ——空气密度联合概率建模研究

方 圆, 闫在在*

内蒙古工业大学理学院, 内蒙古 呼和浩特

收稿日期: 2026年3月28日; 录用日期: 2026年4月18日; 发布日期: 2026年4月30日

摘 要

该研究旨在提高风能资源评估的精度, 提出了一种基于混合分布与Gaussian Copula的风速 - 空气密度联合概率建模方法。研究使用中国青海省莫合风电场2021~2024年的日尺度气象数据, 首先通过理想气体状态方程计算空气密度。随后, 研究对风速和空气密度的边缘分布采用多种单分布(Weibull、对数正态、Gamma)和混合分布(双组分、三组分)进行拟合, 并使用对数似然值、AIC、BIC、RMSE和 R^2 等指标进行评估。在确定最优边缘分布(三组分对数正态分布)的基础上, 构建了Gaussian Copula模型来刻画风速与空气密度之间的负相关依赖结构。最后, 基于该联合模型对风功率密度进行了估算, 并分析了其年际与月度变化特征。研究发现, 该风电场平均风功率密度为 $50.55 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, 且春季风能资源显著优于夏冬季。

关键词

风速, 空气密度, 混合分布, Gaussian Copula, 风功率密度, 风能资源评估

Wind Speed Based on Mixed Distribution and Gaussian Copula

—A Study on Joint Probability Modeling with Air Density

Yuan Fang, Zaizai Yan*

Science College, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot Inner Mongolia

Received: March 28, 2026; accepted: April 18, 2026; published: April 30, 2026

Abstract

This study aims to improve the accuracy of wind energy resource assessment and proposes a joint

*通讯作者。

probability modeling method for wind speed and air density based on a hybrid distribution and Gaussian Copula. The study uses daily-scale meteorological data from the Mohe Wind Farm in Qinghai Province, China, from 2021 to 2024. Air density is first calculated using the ideal gas law. Subsequently, the marginal distributions of wind speed and air density are fitted using various single distributions (Weibull, lognormal, Gamma) and mixed distributions (two-component, three-component), and evaluated using log-likelihood, AIC, BIC, RMSE, and R^2 indicators. Based on the determination of the optimal marginal distribution (three-component lognormal distribution), a Gaussian Copula model is constructed to characterize the negative correlation dependence between wind speed and air density. Finally, wind power density is estimated based on this joint model, and its interannual and monthly variation characteristics are analyzed. The study finds that the average wind power density of this wind farm is $50.55 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, and that spring wind energy resources are significantly superior to those in summer and winter.

Keywords

Wind Speed, Air Density, Mixture Distribution, Gaussian Copula, Wind Power Density, Wind Energy Resource Assessment

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

风能作为重要的可再生清洁能源, 在新型电力系统建设和“双碳”目标推进过程中具有重要作用。风能资源评估是风电开发利用的基础环节, 其结果直接关系到风电场选址、机组选型、年发电量估算及运行优化的合理性。青海省海南藏族自治州共和县是我国风能资源开发的重要区域之一, 莫合风电场具有典型的高原风资源特征。因此, 以该风电场为对象开展风速与空气密度联合概率建模研究, 具有较强的工程应用意义。

Liang 等引入非参数 Copula 对风速与空气密度的依赖结构进行更灵活的建模, 以降低对特定参数化相关结构的依赖, 从而改善复杂依赖关系下联合分布拟合的适应性[1]。Wang 等在高分辨率沿海风能评估中引入 Copula 方法以刻画风变量的联合统计特征, 从而提升风资源评估在空间精细化与不确定性表达方面的能力[2]。Wang 等围绕风速概率分布的拟合问题指出混合 Weibull 等混合分布能够更准确捕捉双峰风速分布形态, 从而改善单一分布在峰值区与尾部区间的拟合偏差[3]。王玲芝等提出基于改进混合高斯模型的风速分布拟合方法, 并将其用于风机年发电量估算, 表明混合模型在处理复杂风速分布形态方面具有工程应用价值[4]。Zhang 等基于 Copula 函数建立极端风速与空气密度的联合分布模型, 并将其用于工程风压/基础风压相关评估, 从而为极端工况的联合风险刻画提供概率支撑[5]。Şahin 等提出将 Copula 与深度学习/决策树流程结合用于风电场能量潜力的概率评估, 从而在刻画变量依赖结构的同时提升模型在预测与决策任务中的适用性[6]。郭军红等将 Copula 分位数回归用于风电出力预测相关建模, 强调 Copula 思路在刻画变量依赖结构与分位数层面不确定性方面的可用性[7]。

Yang 等构建了面向风资源评估的风速 - 空气密度混合双变量分布/混合联合建模框架, 以增强对边缘非单峰特征及变量依赖关系的刻画能力, 从而为发电量评估与不确定性分析提供更精细的概率基础[8]。Huang 等采用 Copula 框架对风速与风向的联合分布进行建模, 以刻画方向相关风特性并服务于风能开发与方向性评估, 从而提高风能评价对风向依赖结构的表达能力[9]。Wang 等提出基于“Empirical Bernstein

Copula (EBC)” 的联合分布建模思路以表征复杂风场中风速等变量的非线性依赖关系, 从而在不依赖强参数假设的情况下提升联合拟合的灵活性[10]。Liang 等针对风速与空气密度在统计特性与相互依赖上的耦合问题, 提出采用联合概率密度函数(JPDF)建模对两者进行统一刻画, 从而提升风资源评估中对空气密度随机性的表征能力[11]。Han 等面向中国区域风能方向性评价, 采用非参数 Copula 模型对风险变量的联合概率结构进行刻画, 从而增强模型对实际风场非线性依赖与异质性的适配能力[12]。Wang 等基于风速、风向和功率数据, 提出了一种利用有限混合统计分布评估风能潜力的方法[13]。Jung 与 Schindler 从风能评估角度系统讨论了空气密度变化对风能估算的影响, 指出在资源评估与能量核算中显式考虑空气密度时变性能提高结果的物理一致性与可靠度[14]。Li-N 等基于 Copula 的联合分布分析方法对风速与风向等风特征变量进行概率建模, 为风致响应与工程应用中的联合统计描述提供了可解释的概率工具[15]。

Copula 理论能够将边缘分布与依赖结构分开建模, 适用于风速与空气密度这种边缘分布形式不同、相关结构较复杂的变量组合。同时, 多组分混合分布在描述多峰、肩峰及厚尾样本方面较单分布模型更具优势。基于此, 本文采用混合分布与 Gaussian Copula 相结合的方法, 对青海省海南藏族自治州共和县莫合风电场风速与空气密度开展联合概率建模, 并在此基础上估算风功率密度, 分析年尺度和月尺度风能资源特征。

2. 数据与方法

2.1. 数据来源及预处理

研究数据来源于青海省海南藏族自治州共和县莫合风电场 2021~2024 年日尺度气象观测记录, 共 1440 条样本, 包含日期、日平均风速、日平均温度和平均站点气压 4 个字段。其中, 风速单位为 m/s, 温度为华氏度($^{\circ}F$), 站点气压量级接近 hPa, 可直接用于空气密度计算。

空气密度根据理想气体状态方程计算:

$$\rho = \frac{P}{R_d T}$$

式中 ρ 为空气密度, 单位为 kg/m^3 ; p 为站点气压, 单位为 Pa; R_d 为干空气气体常数, 取 $287.05 \text{ J}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$; T 为绝对温度, 单位为 K。由于原始温度为华氏度 F , 需先转换为摄氏温度:

$$t = \frac{5}{9}(F - 32)$$

再转换为绝对温度:

$$T = t + 273.15$$

在空气密度计算基础上, 进一步计算风功率密度:

$$W = \frac{1}{2}\rho v^3$$

式中 W 为风功率密度, 单位为 $\text{W}\cdot\text{m}^{-2}$; v 为风速, 单位为 $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

需要说明的是, 本文风功率密度计算基于日平均风速数据展开, 因此所得结果反映的是日尺度平均意义下的风能资源水平; 考虑到风功率密度与风速三次方成正比, 该处理可能对实际风功率密度产生一定低估。

2.2. 边缘分布模型

为准确描述风速和空气密度边缘统计特征, 本文选取 Weibull、对数正态和 Gamma 分布 3 类单分布

模型, 同时构建双组分和三组分混合分布模型。混合分布通式为

$$f(x) = \sum_{i=1}^M \omega_i f_i(x; \theta_i)$$

式中 ω_i 为第 i 个分量的权重, 满足 $\omega_i > 0$ 且 $\sum_{i=1}^M \omega_i = 1$; θ_i 为对应参数; M 为混合分量个数。

2.3. Copula 联合分布模型

在获得最优边缘分布后, 采用 Copula 函数描述风速与空气密度之间的依赖结构。根据 Sklar 定理, 联合分布可表示为

$$F(v, \rho) = C(F_V(v), F_\rho(\rho))$$

式中 $F_V(v)$ 和 $F_\rho(\rho)$ 分别为风速与空气密度边缘分布函数; $C(\cdot)$ 为 Copula 函数。本文重点构建 Gaussian Copula 模型, 其形式为

$$C(u, w) = \Phi_{\rho_c} [\Phi^{-1}(u), \Phi^{-1}(w)]$$

式中 $\Phi(\cdot)$ 为标准正态分布函数; $\Phi_{\rho_c}(\cdot)$ 为相关参数为 ρ_c 的二维标准正态联合分布函数。

2.4. 模型评价指标

采用对数似然值(LogL)、赤池信息准则(AIC)、贝叶斯信息准(BIC)、均方根误差(RMSE)及决定系数 (R^2) 评价模型性能。其中

$$AIC = 2k - 2\ln L$$

$$BIC = k \ln n - 2\ln L$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

一般而言, AIC、BIC 和 RMSE 越小, 模型越优; R^2 越接近 1, 说明拟合效果越好。

3. 结果分析

3.1. 描述性统计特征

表 1 给出了风速、温度和空气密度的描述性统计结果。

Table 1. Descriptive statistics of wind speed, temperature, and air density
表 1. 风速、温度与空气密度描述性统计结果

变量	样本数	均值	标准差	最小值	中位数	最大值	偏度	峰度
风速 $v/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	1440	3.3958	1.8664	0.500	3.1000	13.6000	1.3280	2.6064
温度 $F(^{\circ}\text{F})$	1440	27.6225	30.9955	-49.700	33.0500	76.4000	-0.3444	-1.1271
空气密度 $\rho/\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$	1440	1.2418	0.0883	1.1151	1.2206	1.4953	0.6225	-0.7918

由表 1 可知, 莫合风电场样本期内风速均值为 $3.3958 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 标准差为 $1.8664 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 说明风速整体波动较为明显。风速偏度为 1.3280, 峰度为 2.6064, 表明其分布具有明显的右偏和厚尾特征, 即大部分样本集中在中低风速区间, 但仍存在少量较大风速值。这说明如果仅采用简单对称分布描述风速, 将难以充分反映其尾部特征。

温度样本均值为 $27.6225 \text{ }^\circ\text{F}$, 最小值为 $-49.7000 \text{ }^\circ\text{F}$, 最大值为 $76.4000 \text{ }^\circ\text{F}$, 说明样本覆盖了较大的年内温度变化范围, 具有明显季节性特征。空气密度均值为 $1.2418 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$, 标准差为 $0.0883 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$, 其波动幅度明显小于风速, 但偏度为 0.6225, 峰度为 -0.7918 , 说明空气密度分布虽相对集中, 但仍存在轻度右偏, 且整体并不服从简单正态分布。

综合来看, 风速和空气密度均表现出非正态分布特征, 尤其风速的右偏和厚尾现象较为明显。因此, 在后续边缘分布建模中有必要考虑对数正态分布、Gamma 分布以及多组分混合分布模型, 以提高拟合精度。

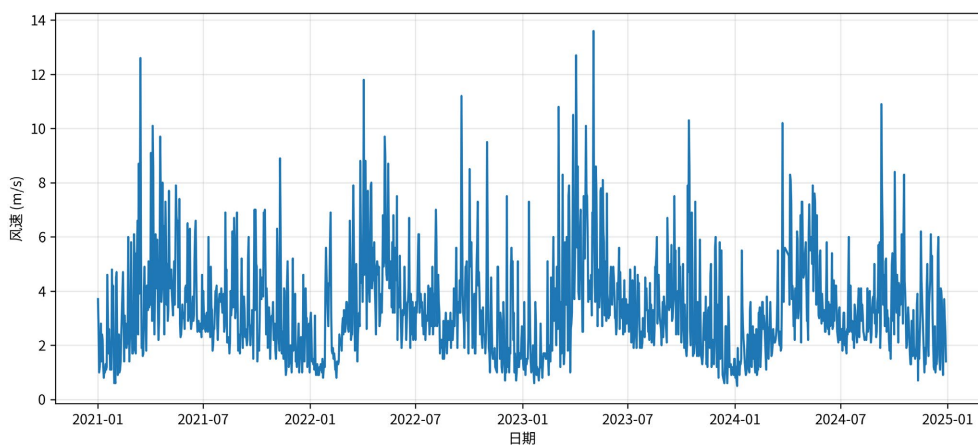


Figure 1. Wind speed time series
图 1. 风速时间序列图

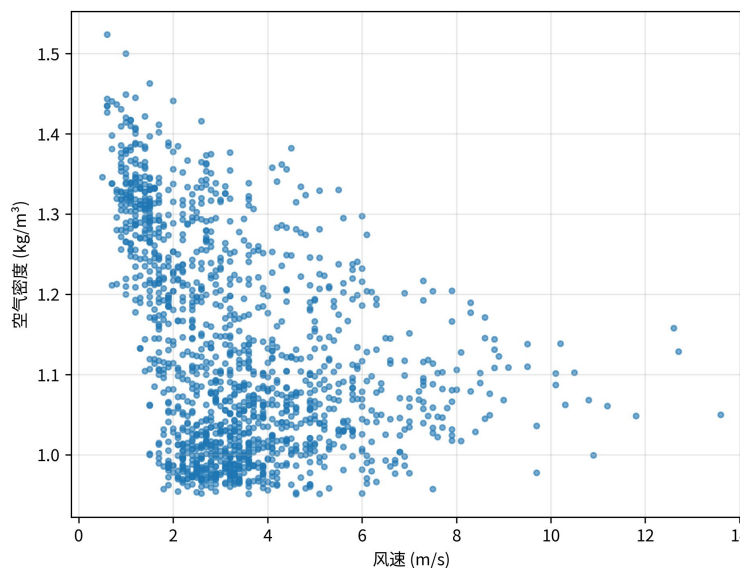


Figure 2. Scatter plot of wind speed and air density
图 2. 风速与空气密度散点图

图 1 给出了莫合风电场样本期内风速的时间变化过程。可以看出, 风速在不同年份和不同月份之间存在较明显波动, 大多数样本集中在中低风速区间, 但在部分时段也会出现明显较高的风速峰值。整体上, 风速序列表现出较强的随机波动性和阶段性起伏特征。从时间分布看, 风速并非围绕某一固定值稳定变化, 而是受到季节背景和局地气象条件的共同影响。这一现象也从侧面说明, 采用固定均值或简单单峰分布刻画风速并不充分, 需要进一步借助概率分布模型对其统计特征进行拟合。

图 2 展示了风速与空气密度之间的散点分布特征。可以看出, 样本点整体呈向右下方倾斜的分布趋势, 即随着风速增大, 空气密度有下降趋势。这与表 2 中相关性分析得到的负相关结论相一致。尽管总体趋势较明显, 但散点并未呈现严格线性分布, 而是在不同风速区间表现出一定离散性。这说明风速与空气密度之间的关系并不是简单线性关系, 而是带有一定随机波动和非线性特征。因此, 在建模过程中采用 Copula 联合分布方法比简单线性回归或独立假设更为合理。

3.2. 相关性分析

风速与空气密度的相关性检验结果见表 2。

Table 2. Test results of the correlation between wind speed and air density

表 2. 风速与空气密度相关性检验结果

指标	数值	p 值
Pearson 相关系数	-0.3681	1.96×10^{-47}
Spearman 相关系数	-0.4039	1.25×10^{-57}
Kendall 相关系数	-0.2673	3.25×10^{-51}

由表 2 可见, 风速与空气密度之间存在较为显著的负相关关系。Pearson 相关系数为-0.3681, 说明两变量在线性意义上呈中等偏弱负相关; Spearman 相关系数为-0.4039, Kendall 相关系数为-0.2673, 说明这种负相关关系在秩次结构上同样存在, 并非仅由少数极端样本造成。三类相关性检验的 p 值均远小于 0.01, 表明该负相关关系在统计上高度显著。

这一结果说明, 在莫合风电场样本中, 风速升高时空气密度往往呈下降趋势。其原因可能与高原地区的季节变化、温度波动以及局地天气条件共同作用有关。由于风速与空气密度在风功率密度公式中同时出现, 且风速以三次方形式放大, 因此即便相关程度不是极强, 这种依赖关系仍可能对风功率密度估算产生实质影响。

因此, 后续研究不能简单将风速和空气密度视为相互独立, 而应采用联合概率模型进一步刻画两变量之间的依赖结构。

3.3. 风速边缘分布拟合结果

表 3 给出了风速不同边缘分布模型的拟合结果。

Table 3. Fitting results of different wind speed distribution models

表 3. 风速不同分布模型拟合结果

模型类别	具体模型	LogL	AIC	BIC	RMSE	R^2
单分布	Weibull	-2790.401	5584.802	5595.346	0.0255	0.9213
单分布	对数正态	-2738.431	5480.862	5491.407	0.0228	0.9370

续表

单分布	Gamma	-2739.143	5482.286	5492.831	0.0191	0.9558
双组分	双对数正态	-2727.860	5465.720	5492.082	0.0183	0.9596
三组分	三组分对数正态	-2719.479	5454.958	5497.137	0.0172	0.9642
三组分	三组分 Gamma	-2718.042	5452.083	5494.262	0.0153	0.9715

由表 3 可知, 在单分布模型中, Weibull 分布的 AIC 和 BIC 明显高于对数正态和 Gamma 分布, 说明其对莫合风电场风速样本的适应性相对较差。对数正态分布和 Gamma 分布的拟合效果均有所提高, 其中 Gamma 分布的 RMSE 更低、 R^2 更高, 说明在单分布框架下其对经验分布的逼近能力更强。

进一步引入混合分布后, 模型拟合效果明显改善。双组分对数正态模型相较单分布模型, AIC 和 BIC 均明显下降, RMSE 进一步减小, 说明风速样本具有比单峰分布更复杂的统计结构。三组分模型的拟合结果优于双组分模型, 表明在该站点条件下, 风速分布中可能存在多种不同气象状态的叠加影响。

综合 AIC、BIC、RMSE 和 R^2 可知, 三组分对数正态模型和三组分 Gamma 模型均表现较好。若从图形拟合和平滑表达角度考虑, 三组分对数正态模型能够较好描述风速主峰及右尾变化; 若严格按 AIC 最优标准, 则三组分 Gamma 模型也具有较强竞争力。因此, 风速样本并不适合仅用传统单一 Weibull 分布刻画, 多组分模型更符合该风电场实际数据特征。

图 3 比较了风速经验分布与三组分对数正态模型的拟合结果。可以看出, 三组分对数正态模型能够较好跟随经验直方图的主要变化趋势, 在主峰位置、右偏形态以及尾部延伸区域均表现出较好的拟合效果。与单分布模型相比, 混合模型对风速样本中多峰、肩峰和尾部变化的描述更加充分。从组成结构上看, 不同组分在不同风速区间发挥作用, 其中一个组分主要描述中低风速区间, 另一个组分对主峰附近拟合贡献较大, 剩余组分则对高风速尾部具有修正作用。说明莫合风电场风速样本具有明显的混合分布特征, 多组分模型更能反映真实数据分布。

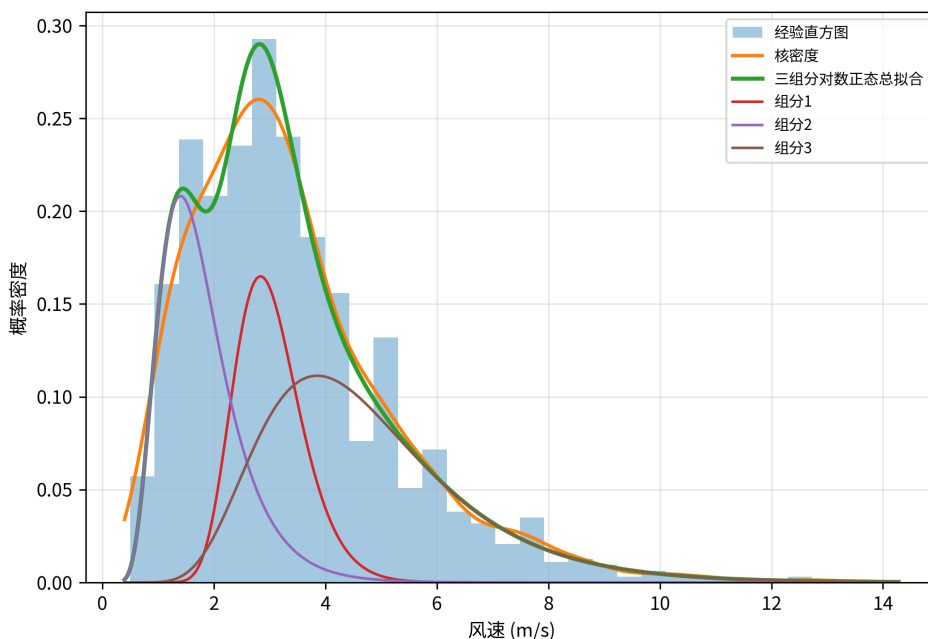


Figure 3. Optimal wind speed marginal distribution fitting chart (Three-Component Lognormal)
图 3. 风速最优边缘分布拟合图(三组分对数正态)

3.4. 空气密度边缘分布拟合结果

表 4 给出了空气密度不同边缘分布模型的拟合结果。

Table 4. Fitting results of different air density distribution models

表 4. 空气密度不同分布模型拟合结果

模型类别	具体模型	LogL	AIC	BIC	RMSE	R^2
单分布	Weibull	1337.063	-2670.126	-2659.581	1.6644	0.1012
单分布	对数正态	1476.060	-2948.119	-2937.574	1.4584	0.3099
单分布	Gamma	1468.916	-2933.832	-2923.287	1.4768	0.2923
双组分	对数正态-Gamma	1665.847	-3321.695	-3295.333	0.8917	0.7420
三组分	三组分对数正态	1711.077	-3406.154	-3363.974	0.6101	0.8792
三组分	三组分 Gamma	—	—	—	—	—

由表 4 可知, 空气密度单分布模型中, 对数正态分布优于 Weibull 和 Gamma 分布, 表现为更高的对数似然值和更低的 AIC、BIC。说明空气密度虽然相较风速波动较小, 但其统计分布仍不适合采用简单的单一 Weibull 模型描述。

双组分模型较单分布模型拟合效果有明显改善, 尤其在 AIC、BIC 和 R^2 指标上提升较大, 说明空气密度样本中可能存在一定程度的分层结构或季节性差异。三组分对数正态模型进一步降低了 AIC 和 BIC, 同时显著减小 RMSE, 并将 R^2 提升至 0.8792, 说明该模型能够更充分地刻画空气密度样本中心区域和尾部区域的概率特征。

总体来看, 空气密度分布虽不像风速那样具有很强的厚尾特征, 但仍具有明显的非对称性和混合性。三组分对数正态模型在综合指标上最优, 因此可以作为后续 Copula 联合建模的最优边缘分布。

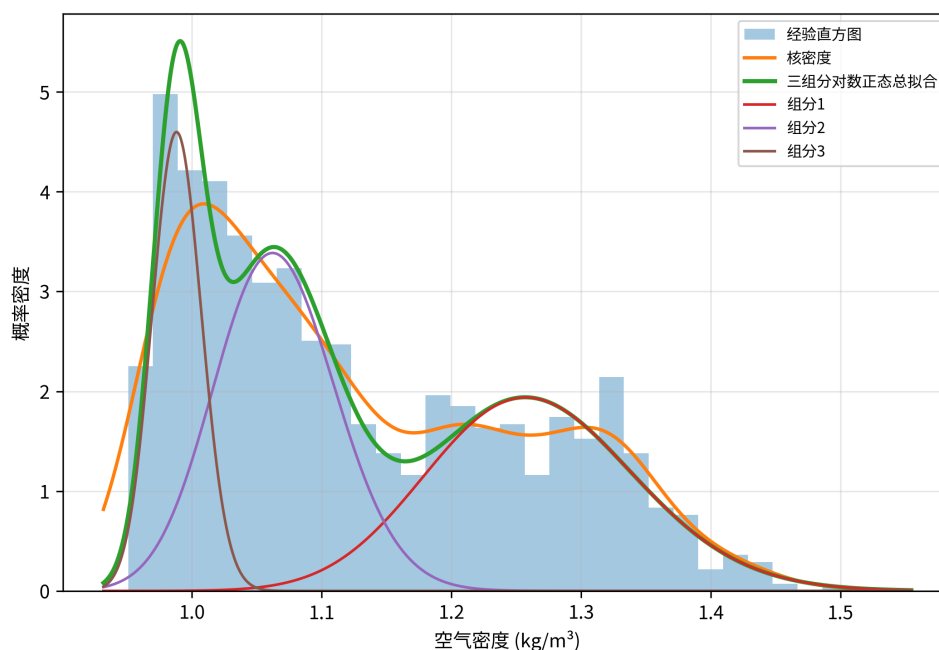


Figure 4. Air density optimal edge distribution fitting chart (Three-Component Log-Normal)

图 4. 空气密度最优边缘分布拟合图(三组分对数正态)

图 4 给出了空气密度经验分布与三组分对数正态模型的拟合结果。可以看出, 该模型对空气密度样本的主峰位置、集中区间及两侧尾部均具有较好的拟合效果。空气密度样本虽然整体波动幅度不大, 但其分布并不是简单单峰对称结构, 而是带有一定偏态和分层特征。三组分对数正态模型通过多个分量叠加, 可以更细致地刻画空气密度在不同季节背景下的变化特征。说明在高原风电场条件下, 即便空气密度变化范围小于风速, 其统计分布仍然值得单独建模, 并在联合分析中予以考虑。

3.5. Copula 联合建模结果

基于表 2 中 Kendall 相关系数 $\tau = -0.2673$, Gaussian Copula 相关参数可估计为

$$\rho_c = \sin\left(\frac{\pi\tau}{2}\right) \approx -0.4076$$

进一步得到 Gaussian Copula 联合模型结果见表 5。

Table 5. Gaussian Copula model fitting results

表 5. Gaussian Copula 模型拟合结果

Copula 模型	参数个数	参数估计	LogL	AIC	BIC
Gaussian Copula	1	$\rho_c = -0.4076$	133	-264	-259

由表 5 可知, Gaussian Copula 对莫合风电场风速与空气密度之间的依赖结构具有较好的拟合能力。其相关参数约为 -0.4076, 与前述 Pearson、Spearman 和 Kendall 相关系数所反映的负相关特征相一致, 说明两变量在联合概率空间中也保持了稳定的负相关关系。

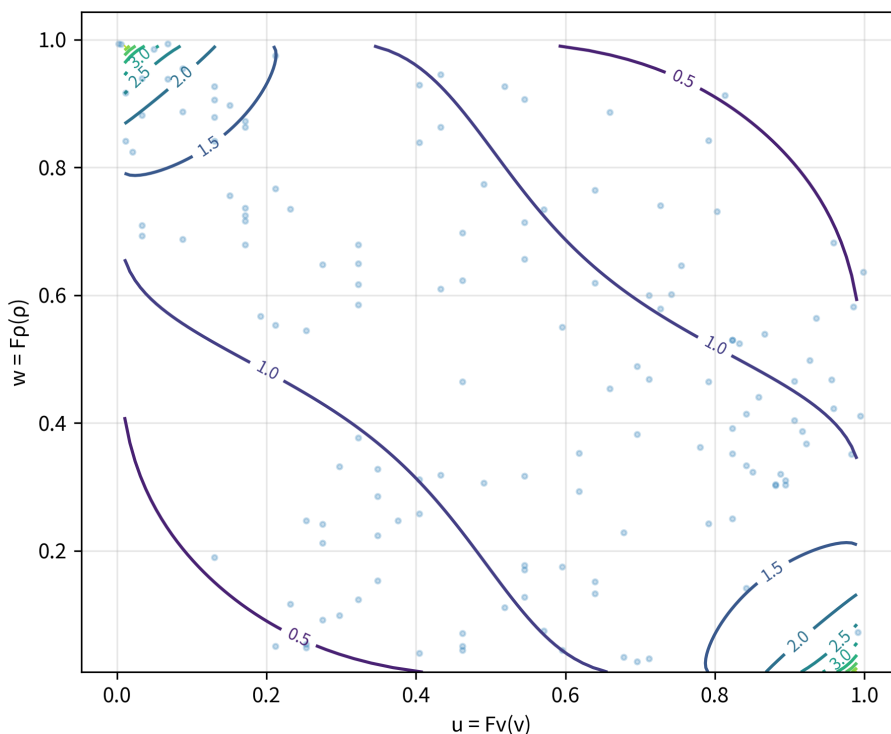


Figure 5. Gaussian Copula contour plot

图 5. Gaussian Copula 等值线图

Gaussian Copula 的优点在于形式简洁、参数少、数值计算稳定, 适合描述对称型依赖关系。对于本文数据而言, 风速与空气密度虽然不属于强相关变量, 但其负相关关系在统计上显著, 因此采用 Copula 方法能够比独立假设更合理地描述两变量的联合结构。

这一结果表明, 在风功率密度估算中, 若忽略风速与空气密度之间的负相关依赖, 可能会低估或高估不同状态组合出现的概率, 从而影响最终风资源评价结果。

图 5 展示了 Gaussian Copula 在概率空间中的等值线分布。可以看出, 等值线整体沿左上 - 右下方向延伸, 表明风速与空气密度之间存在较明显的负相关依赖关系。该图形特征与散点图和相关系数分析结果一致, 进一步验证了 Gaussian Copula 对两变量联合结构的刻画是合理的。从概率分布角度看, 图中高密度区域主要集中在中等风速与中等空气密度附近, 而在高风速 - 高空气密度同时出现的区域概率较低。这说明在莫合风电场的实际样本中, 较大风速往往并不伴随较高空气密度, 而更倾向于和较低空气密度同时出现。

3.6. 风功率密度估算结果

基于动态空气密度和风速样本, 计算得到莫合风电场平均风功率密度为 $50.55 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 。

表 6 给出了年尺度风功率密度结果。

Table 6. Results of annual average wind speed, air density, and wind power density
表 6. 年度平均风速、空气密度与风功率密度结果

年份	平均风速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	平均空气密度/ $(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	平均风功率密度/ $(\text{W}\cdot\text{m}^{-2})$	样本数
2021	3.3986	1.2419	48.6799	362
2022	3.4163	1.2425	51.1226	362
2023	3.5030	1.2437	60.7655	365
2024	3.2601	1.2391	41.2068	351

由表 6 可见, 莫合风电场在 2021~2024 年间的平均风速总体变化不大, 均维持在 $3.26\sim 3.50 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 范围内, 说明年际风速整体较为稳定。空气密度均值在 $1.2391\sim 1.2437 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ 之间, 年际波动幅度较小, 表明气温与气压背景虽有变化, 但对年度平均空气密度的影响相对有限。与风速和空气密度相比, 平均风功率密度的年际变化更加明显。2023 年风功率密度最高, 为 $60.7655 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, 明显高于其他年份; 2024 年最低, 仅为 $41.2068 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 。这种差异说明, 即便风速均值变化不算很大, 由于风功率密度与风速三次方相关, 仍会使不同年份之间的能量水平出现较明显差异。总体而言, 莫合风电场年尺度风能资源处于相对稳定但不算很高的水平, 年际波动客观存在, 因此在风能资源评价中有必要结合多年数据进行统计分析, 而不能仅依据单一年份结论进行判断。

由表 7 可知, 莫合风电场空气密度在年内呈明显季节性变化。1 月和 12 月空气密度最高, 分别达到 $1.3812 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 $1.3594 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$, 而 7 月最低, 仅为 $1.1345 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ 。这与温度的季节性变化规律相一致, 即冬季低温条件下空气密度较高, 夏季高温条件下空气密度较低。

Table 7. Monthly scale wind power density results
表 7. 月尺度风功率密度结果

月份	平均空气密度/ $(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	平均风功率密度/ $(\text{W}\cdot\text{m}^{-2})$
1 月	1.3812	11.8031

续表

2月	1.3443	19.1872
3月	1.2668	81.8716
4月	1.2188	139.6607
5月	1.1807	106.3360
6月	1.1491	31.6180
7月	1.1345	22.6971
8月	1.1545	29.0557
9月	1.1864	56.1713
10月	1.2357	54.9396
11月	1.3029	31.9932
12月	1.3594	20.5527

风功率密度的月尺度变化并不与空气密度完全同步。虽然冬季空气密度较高, 但风功率密度并未达到全年最大值; 相反, 3~5月风功率密度明显偏高, 其中4月达到全年最大值 $139.6607 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 。这说明风功率密度的变化主要仍由风速主导, 而空气密度则起到修正和放大作用。从实际风资源利用角度看, 莫合风电场春季风能资源明显优于夏季和冬季, 这一结果对风电场运行分析和季节性资源利用安排具有参考意义。

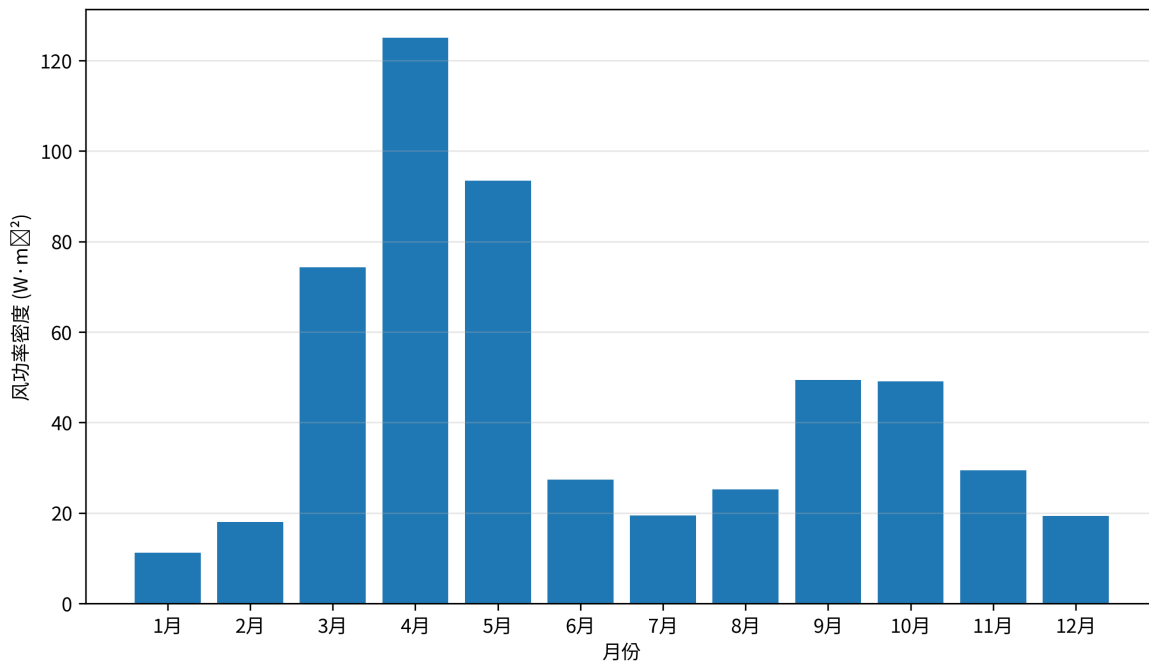


Figure 6. Monthly average wind power density variation chart
图 6. 月平均风功率密度变化图

图 6 反映了莫合风电场月平均风功率密度的年内变化规律。可以明显看出, 风功率密度在 3~5 月快速升高, 并在 4 月达到峰值; 之后在夏季明显下降, 秋季有所回升, 冬季再次处于较低水平。整体上呈现出较为显著的季节性特征。这一结果说明, 莫合风电场风能资源的利用潜力在年内并不均匀, 其中春

季为风能资源相对丰富时段, 而夏季和冬季相对较弱。从风电场运行和资源评价角度看, 这种季节性变化规律对电量预测、资源配置和运行优化具有直接参考意义。

4. 讨论

4.1. 结果讨论

从边缘建模结果看, 传统单一 Weibull 分布并不是最优选择。无论对风速还是空气密度而言, 多组分混合分布均表现出更好的拟合能力, 说明莫合风电场样本具有较强复杂性。

从联合建模结果看, Gaussian Copula 能够较好地刻画风速与空气密度之间的负相关结构。虽然本文未进一步构建时变 Copula 或更高维联合模型, 但现有结果已经说明, 将边缘分布与依赖结构分开建模是必要且有效的。

从工程意义看, 莫合风电场整体风能资源水平不算很高, 但季节性差异明显。春季风能资源优于夏季和冬季, 这说明在资源评价中不仅要关注年平均值, 也要关注月尺度变化特征。对于运行优化和季节性利用安排而言, 这一结论具有参考价值。

4.2. 研究局限性

需要指出的是, 本文所采用的数据为日平均尺度气象数据, 风功率密度也是基于日平均风速和对应空气密度进行估算。由于风功率密度与风速三次方成正比, 风速在日内存在的高频波动和瞬时峰值会在三次项作用下被显著放大; 而采用日平均风速进行计算, 会在一定程度上平滑这部分波动信息, 从而导致估算结果相较于基于 10 min、1 h 或更高时间分辨率数据的计算结果偏低。换言之, 本文所得风功率密度结果更适合用于日尺度统计比较和相对变化分析, 而不能简单视为该风电场真实可利用风能强度的无偏估计值。因而, 使用日平均数据可能造成风功率密度的显著低估, 是本文研究的一个重要局限性。后续研究可进一步结合更高时间分辨率的观测数据, 对不同时间尺度下的风功率密度估算偏差进行系统比较, 以提高风能资源评估结果的准确性和工程适用性。

5. 结论

基于青海省海南藏族自治州共和县莫合风电场 2021~2024 年日尺度气象数据, 且明确温度单位为华氏度的前提下, 本文建立了风速与空气密度的混合分布边缘模型和 Gaussian Copula 联合分布模型, 并用于风功率密度估算和风能资源评估。主要结论如下:

(1) 风速样本均值为 $3.3958 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 空气密度样本均值为 $1.2418 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ 。风速呈明显右偏厚尾分布, 空气密度表现为轻度右偏分布。

(2) 风速与空气密度的最优边缘模型均可采用三组分对数正态分布描述; 若按 AIC 严格比较, 风速的三组分 Gamma 也具有竞争优势。

(3) 风速与空气密度之间存在显著负相关关系, Pearson、Spearman 和 Kendall 系数分别为 -0.3681 、 -0.4039 和 -0.2673 。

(4) Gaussian Copula 的相关参数约为 -0.4076 , 可较好表征两变量的负相关依赖结构。

(5) 莫合风电场平均风功率密度为 $50.55 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, 整体风能资源水平有限, 但月尺度上季节性明显, 春季资源条件相对较好。

综上, 在风能资源评估中同时考虑空气密度动态变化和风速 - 空气密度联合概率分布具有必要性。本文提出的方法可为莫合风电场及类似高原风电场的风资源精细化统计分析提供参考。同时也应看到, 本文基于日平均数据开展风功率密度估算, 受风速三次方非线性放大效应影响, 日平均处理可能掩盖日

内高风速波动信息, 从而使风功率密度结果存在偏低估计的可能, 这也是本文的重要局限性之一。

基金项目

国家自然科学基金项目(Grant No. 12361058)。

参考文献

- [1] Liang, Y., Zhang, Z., Yang, Z., Shen, H., Ji, X., Li, Y., *et al.* (2026) Nonparametric Copula Modelling of the Joint Probability Density Function of Air Density and Wind Speed for Wind Resource Assessment. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, **46**, Article ID: 102158. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2026.102158>
- [2] Wang, X., Hu, K., Yang, H. and Yang, J. (2025) High-resolution Coastal Wind Energy Assessments Based on Copula Models and Meteorological Data. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **64**, 467-484. <https://doi.org/10.1175/jamc-d-24-0091.1>
- [3] Wang, W., Gao, Y. and Ikegaya, N. (2025) Approximating Wind Speed Probability Distributions around a Building by Mixture Weibull Distribution with the Methods of Moments and L-Moments. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, **257**, Article ID: 106001. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2024.106001>
- [4] 王玲芝, 张新波. 基于改进混合高斯模型的风速分布拟合与风机年发电量估算[J]. 发电技术, 2025, 46(1): 103-112.
- [5] Zhang, L., Zhang, Z., Wu, C., Ji, X., Xue, X., Jiang, L., *et al.* (2024) Joint Probability Distribution of Extreme Wind Speed and Air Density Based on the Copula Function to Evaluate Basic Wind Pressure. *Atmosphere*, **15**, Article 1437. <https://doi.org/10.3390/atmos15121437>
- [6] Şahin, K.N. and Sutcu, M. (2024) Probabilistic Assessment of Wind Power Plant Energy Potential through a Copula-Deep Learning Approach in Decision Trees. *Heliyon*, **10**, e28270. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e28270>
- [7] 郭军红, 王小萱, 汪月新, 等. Copula 分位数回归方法在风电超短期出力预测上的应用[J]. 工程科学学报, 2024, 46(10): 1921-1929.
- [8] Yang, Z., Huang, W., Dong, S. and Li, H. (2023) Mixture Bivariate Distribution of Wind Speed and Air Density for Wind Energy Assessment. *Energy Conversion and Management*, **276**, Article ID: 116540. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.116540>
- [9] Huang, S., Li, Q., Shu, Z. and Chan, P.W. (2023) Copula-Based Joint Distribution Analysis of Wind Speed and Wind Direction: Wind Energy Development for Hong Kong. *Wind Energy*, **26**, 900-922. <https://doi.org/10.1002/we.2847>
- [10] Wang, H., Xiao, T., Gou, H., Pu, Q. and Bao, Y. (2023) Joint Distribution of Wind Speed and Direction over Complex Terrains Based on Nonparametric Copula Models. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, **241**, Article ID: 105509. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2023.105509>
- [11] Liang, Y., Wu, C., Zhang, M., Ji, X., Shen, Y., He, J., *et al.* (2022) Statistical Modelling of the Joint Probability Density Function of Air Density and Wind Speed for Wind Resource Assessment: A Case Study from China. *Energy Conversion and Management*, **268**, Article ID: 116054. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.116054>
- [12] Han, Q. and Chu, F. (2021) Directional Wind Energy Assessment of China Based on Nonparametric Copula Models. *Renewable Energy*, **164**, 1334-1349. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.10.149>
- [13] Wang, Z. and Liu, W. (2021) Wind Energy Potential Assessment Based on Wind Speed, Its Direction and Power Data. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 16879. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-96376-7>
- [14] Jung, C. and Schindler, D. (2019) The Role of Air Density in Wind Energy Assessment—A Case Study from Germany. *Energy*, **171**, 385-392. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.01.041>
- [15] Li, H., Zheng, X. and Li, C. (2019) Copula-Based Joint Distribution Analysis of Wind Speed and Direction. *Journal of Engineering Mechanics*, **145**. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)em.1943-7889.0001600](https://doi.org/10.1061/(asce)em.1943-7889.0001600)