收稿日期：2026年3月9日；修订日期：2026年3月9日；录用日期：2026年3月9日 DOI：xxx/xxxx

文章类型

利用 BMW-GAM 量化复合极端事件期间关键能源系统的不确定性

Mitchell L. Krock[1] | W. Neal Mann[2] | Zhi Zhou[2]

[1]阿贡国家实验室数学与计算机科学部，伊利诺伊州，美国[2]阿贡国家实验室能源系统与基础设施评估部，伊利诺伊州，美国

通信作者电子邮箱：mk52n@missouri.edu

arXiv:2603.08981v1 [stat.ME] 9 Mar 2026

摘要

极端天气会对关键能源系统构成重大风险（Ekisheva、Rieder、Norris、Lauby 和 Dobson，2021年；Levin、Botterud、Mann、Kwon 和 Zhou，2022）。量化负面影响的不确定性对于增强韧性至关重要，尤其是在涉及多个气候变量的复合极端天气事件期间。我们采用 BMW-GAM（Economou 和 Garry，2022），这是一种 Copula工作流，依靠在移动窗口中使用贝叶斯广义加性模型拟合边缘分布——这是一项极易并行化的任务。高斯 copula 具有可分离的多变量时空相关性，因此能够利用大数据集实现高效的仿真替代和似然拟合。总体而言，该方法具有可解释性，并通过在极端事件期间对天气变量进行概率模拟，为不确定性量化提供支持。我们通过分析阿贡国家实验室高保真气候模型输出 ADDA 中的温度、风速和全球水平辐照度，展示了该方法的应用。

关键词：
广义加性模型、贝叶斯平滑、多变量时空模型、极端天气事件、气候模型、ADDA

1 引言

天然气网络、输电网络以及电力供需比以往任何时候都更加紧密耦合。它们都面临极端天气的威胁，尤其是当天气事件涉及多个气候变量时。业界将此视为系统可靠性面临的最大风险，但相关研究仍不充分。Sillmann等人（2017）讨论了极端天气事件建模的若干挑战；在本研究中，我们分析美国东北部气候模型输出的短历时极端值。我们的目标是构建一个工作流程，以研究极端天气对相互依存的电力与天然气网络系统的同时风险。本文的贡献在于构建一个用于复合极端天气期间不确定性量化的概率模型。一旦建立连接，我们模型的模拟即可作为电力与天然气网络的合成输入，用于开展天气影响下的电网可靠性评估（Adhikari, Wertz, Dubey, Ahmad, & Dobson 2025年；Lee et al. 2024）。将天然气与电力网络相连接是以往研究的主题（Clegg & Mancarella 2017；Gillessen, Heinrichs, Hake, & Allelein 2019年；T. Li, Eremia, & Shahidehpour 2008；Martinez-Mares, Alberto and Fuerte-Esquivel, Claudio 2012年；Shahidehpour, Fu, & Wiedman 2005年），但仍然是一项挑战。阿贡国家实验室的研究人员正在开发电力调度模型A-LEAF（Mann, Kwon, Levin, Botterud, & Zhou 2022）与天然气网络运行模型NGTransient（Tatara 2020年）之间的软耦合工作流程，以发现这些相互依存系统面临的同时风险。最终，人们不仅可以考虑天气中的极端值，还可以考虑电网和天然气网络中的极端值，例如共模或级联事件。

利用气候模型输出研究极端值的一种简单方法，是经验性地统计所关注极端事件的发生次数。然而，这假定气候模拟的数量足以充分量化不确定性。一种解决方案（如果可行）是使用更多高性能计算资源来运行额外的大型气候集合；但由于计算预算有限，这并不总是可行。相反，计算高效的统计模型可以模拟原始数据范围之外的气候模型输出，从而为稀有事件的影响提供不确定性量化。

2 贝叶斯 M OVING窗口广义加性模型（BMW-GAM)

我们的概率模型遵循Economou和Garry（2022）提出的BMW-GAM框架。它首先对广义加性模型进行窗口化贝叶斯推断，随后由高斯 copula赋予多元时空依赖。广义加性模型是一种灵活、可解释的非参数回归技术，在能源负荷预测竞赛中表现达到先进水平（Gaillard、Goude和Nedellec，2016年）。Han、Guikema和Quiring（2009年）使用广义加性模型研究由极端天气造成的电网停电。窗口化估计在地统计学中有着丰富的历史（Haas 1990a 1990b；Risser和Calder 2015；Ver Hoef、Cressie和Barry 2004；Wiens、Kleiber、Nychka和Barnhart 2021年）。将局部估计编码到空间过程模型中的类似思想见于Nychka、Hammerling、Krock和Wiens（2018年）以及Wiens、Nychka和Kleiber（2020年）。

2.1 边缘分布

考虑位于位置 $s \in \mathbb{R}^2$、时间 $t \in \mathbb{R}$ 的单个天气变量 $Y_{s,\,t} \in \mathbb{R}$。BMW-GAM 表示为

$$\begin{aligned} Y_{s,t} &\sim p(y_{s,t}; \mu_{s,t}, \phi) \\ g(\mu_{s,t}) &= f(s,t) \end{aligned} \tag{1}$$

其中，$p(\cdot)$ 是均值为 $\mu_{s,\,t}$ 的概率分布；与 (s,t) 无关的参数用 ϕ 表示（例如，$\phi = \sigma^2 > 0$，即该分布的尺度参数）；$g(\cdot)$ 是连接函数，$f(s,t)$ 是回归样条。在一维情况下，$Y_i \sim p(y_i; \mu(x_i), \phi)$ 和 $g(\mu(x_i)) = f(x_i) = \sum_{j=1}^{J} \beta_j b_j(x_i)$，且 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \ldots, \beta_J)^{\mathrm{T}}$ 包含三次样条基的系数。在更高维度中，张量积样条是 f 的自然选择，但计算成本高昂。因此，我们选择薄板样条（Wahba 1990），以在计算效率与各向同性假设之间取得平衡。采用局部拟合后，这一假设只需在较小窗口内成立，并且可以检查其是否被违反。参数通过最小化以下目标进行估计

$$-\ell(\boldsymbol{\beta}, \phi; \mathbf{y}, \mathbf{X}) + \lambda \boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}} \mathbf{S} \boldsymbol{\beta}, \tag{2}$$

其中 $\ell(\boldsymbol{\beta}, \phi; \mathbf{y}, \mathbf{X})$ 表示以$y_{s,\,t}$为中心的最近邻移动窗口中数据 $(\mathbf{X}, \mathbf{y})$ 的对数似然，$\mathbf{S}$ 是拟合前构建的惩罚矩阵，其正则化参数 $\lambda > 0$通过广义交叉验证选取。R软件包`mgcv` （Wood 2017）可自动完成这些步骤。超参数包括空间和时间上的窗口大小，以及样条函数中的节点数。按照Economou和Garry（2022）的建议，我们在空间上采用50个节点和30个最近邻。包含中心时间点在内的9个最近邻所对应的时间窗口大小为24小时[1]。为模拟$Y_{s,\,t}$，我们使用贝叶斯蒙特卡洛抽样。给定数据 $\mathbf{y}$ 时响应 $\tilde{y}$ 的后验预测分布为

$$p(\tilde{y} \mid \mathbf{y}) = \int_{\boldsymbol{\beta}} p(\tilde{y} \mid \boldsymbol{\beta}, \hat{\lambda}, \hat{\phi}) p(\boldsymbol{\beta} \mid \mathbf{y})\, d\boldsymbol{\beta}, \tag{3}$$

其中用点估计替代 λ 和 ϕ，而非执行完整的贝叶斯层次结构。假设先验$\boldsymbol{\beta} \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{S}^{\dagger}/\lambda)$，其中 $\mathbf{S}^{\dagger}$ 为 $\mathbf{S}$的伪逆。若响应变量为正态[2],，则后验为 $\boldsymbol{\beta} \mid \mathbf{y} = N(\hat{\boldsymbol{\beta}}, (\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X} + \lambda \mathbf{S})^{-1} \sigma^2)$；后验均值 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 使(2)最小化，后验方差矩阵可轻易从`mgcv`中提取。边缘推断可通过跨窗口的并行计算加速。

2.2 Copula

后验分布 (3) 下的模拟在移动窗口中各中心点处分别针对各气象变量独立收集。为考虑依赖关系，我们采用 copula（Joe 2014；Nelsen 2006），尤其是高斯

[1]数据的频率为三小时一次，因此每天有 8 次读数。[2]否则，大样本近似会得到一个多元正态后验。

copula。高斯 copula 文献近期的发展包括对未观测混杂进行敏感性分析（Balgi、Braun、Peña 和 Daoud 2025），以及在差分隐私条件下估计相关参数（S. Wang、Feldman 和 Reiter 2026）。我们不分析降水，但随机天气生成器中的相关思路（Y. Li 和 Sun 2021；Verdin、Rajagopalan、Kleiber 和 Katz 2015；Verdin、Rajagopalan、Kleiber、Podestá 和 Bert 2018 2019）或许也值得单独关注。Bracken、Rajagopalan、Cheng、Kleiber 和 Gangopadhyay（2016）将高斯 copula 纳入贝叶斯层次模型，以研究大空间域中的极端降水。高斯 copula 还用于风能和光伏情景生成（Dumas 等 2021；Golestaneh、Gooi 和 Pinson 2016；Pinson、Madsen、Nielsen、Papaefthymiou 和 Klöckl 2009）、对欧洲的极端寒冷和弱风事件进行建模（Tedesco、Lenkoski、Bloomfield 和 Sillmann 2023）、稀疏多任务学习（Gonçalves、Zuben 和 Banerjee 2016）以及稀有事件的重要性抽样（Rossmann 等 2025）。Copula 广泛应用于预测和时间序列分析（Bessa 等 2011；Bessa、Miranda、Botterud、Zhou 和 Wang 2012；Kim、Emura、Sun、Huang 和 Alqawba 2020）。H. Zhang、Zandehshahvar、Tanneau 和 Van Hentenryck（2025）使用高斯 copula 预测负荷、风能和太阳能发电。Moradi、Tanneau、Zandehshahvar 和 Hentenryck（2026）将高斯 copula 与保形预测相结合，预测美国能源市场中三个关键市场的太阳能发电。Yang、Lu、Yan、Xia 和 Wu（2025）采用基于高斯 copula 的期望最大化方法处理缺失数据，随后通过自适应集成组合多种机器学习算法的预测结果，以进行负荷预测。Pokou、Kamdem 和 Gnandi（2026）研究基于 copula 的结构计量经济模型在能源市场预测方面能否与机器学习相媲美。

令 $\mathbf{Y}_i \in \mathbb{R}^{NT}$ 为向量，它对应于将 $N \times T$数据矩阵的各列拼接后得到的第 i个天气变量；该矩阵的行和列分别由空间和时间索引，适用于 $i = 1, \ \ldots, \ P$。我们对随机向量 $\mathbf{Y} = (\mathbf{Y}_1^{\mathrm{T}}, \ldots, \mathbf{Y}_P^{\mathrm{T}})^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{PNT}$的模型为 $f^{-1}(\Phi(\mathbf{Z}))$，其中 $\mathbf{Z} \sim N(0, \Sigma)$是均值为零、相关矩阵为Σ的多元正态分布， $\Phi(\cdot)$ 是标准正态累积分布函数，而 $f^{-1}(\cdot)$ 是根据后验分布（3）的模拟得到的经验分位数函数。我们采用边际推断，将边际分布步骤与 copula 建模中的依赖关系步骤分开。这种方法是渐近有效的；当完整的最大似然方法不可行时，它通常仍然可行（Joe，2005年）。我们通过最小化高斯负对数似然来估计 copula 相关矩阵 Σ

$$-2L(\Sigma) = \log\det\Sigma + \mathbf{z}^{\mathrm{T}}\Sigma^{-1}\mathbf{z} \tag{4}$$

在 Σ 上为正半定。我们假设采用可分离多元时空相关函数（Genton 2007年），从而得到克罗内克积表示 $\Sigma = \Sigma_p \otimes \Sigma_t \otimes \Sigma_n$；对于 $\mathbf{Z}$ 上的张量正态分布（Manceur & Dutilleul 2013年），最大似然计算十分高效。克罗内克积表示的另一项优势是，无需将 Σ存储在内存中，只需存储 Σ_p 、 Σ_t 和 Σ_n。Matérn相关函数（Stein 1999年）对 Σ_n 和 Σ_t进行参数化，具体取决于位置之间的距离（在空间或时间上）：

$$\begin{aligned} C(d_{\text{space}}) &= \text{Matérn}_{\nu}(d_{\text{space}}; V_{\text{space}}), \\ C(d_{\text{time}}) &= \text{Matérn}_{\nu}(d_{\text{time}}; V_{\text{time}}). \end{aligned} \tag{5}$$

Matérn平滑度参数固定为 $\nu = 5/2$，这是用于生成平滑空间场的典型选择；在这种情况下，Matérn相关函数中的贝塞尔函数具有闭式表达式。$V_{\text{space}} > 0$和 $V_{\text{time}} > 0$是范围参数，用于控制空间相关和时间相关的强度。摆脱各向同性和可分离性等限制性假设是理想的方向，但这属于时空统计学中的前沿研究领域（Alegría、Porcu、Furrer 和 Mateu 2019年；Porcu、Alegría 和 Furrer 2018年；Porcu、Furrer 和 Nychka 2021年）。最后， Σ_p 是一个任意的 3×3 相关矩阵，在区间 $(-1, 1)$内包含3个未知参数。通过最大似然方法，使用标准的L-BFGS优化器估计5个参数。

由于 Σ具有克罗内克积结构，模拟 $\mathbf{Y}$ 十分高效。令 L_p、 L_t、和 L_n 分别表示 Σ_p、 Σ_t 和 Σ_n 的下 Cholesky 三角矩阵。 Σ 的 Cholesky 分解等于 $(L_p \otimes L_t \otimes L_n)(L_p \otimes L_t \otimes L_n)^{\mathrm{T}}$，因此我们可以通过将 $(L_p \otimes L_t \otimes L_n)$ 乘以高斯噪声向量 $\boldsymbol{\epsilon}$ 来模拟$\mathbf{Z}$。这种乘法通过反复应用公式 $(B^{\mathrm{T}} \otimes A)\boldsymbol{\epsilon} = \text{vec}(A\text{mat}(\boldsymbol{\epsilon})B)$完成，其中 $\text{mat}(\boldsymbol{\epsilon})$ 将 $\boldsymbol{\epsilon}$ 重塑为适当大小的矩阵，而 $\text{vec}(\cdot)$ 表示矩阵的按列向量化。从 $\mathbf{Z}$ 到 $\mathbf{Y}$ 的转换，只需先逐分量应用 $\Phi(\cdot)$，再应用 $f^{-1}(\cdot)$即可立即完成。

3 ADDA分析

阿贡降尺度数据档案（ADDA）托管于ClimRRhub（阿贡国家实验室，2025年），利用区域天气模型WRF，在不同RCP排放情景下，对三个全球气候模型（HadGEM、GFDL、CCSM）的输出进行动力降尺度（J. Wang和Kotamarthi，2015；Zobel、Wang、Wuebbles和Kotamarthi，2017、2018年）。为不失一般性，我们分析了RCP 8.5情景下的HadGEM数据；关于这一点的更多讨论，请参见第4节。我们研究

美国东北部，研究一个五天合成天气事件——一场温度异常偏低的冬季风暴。通过更复杂的方法，可以研究多元极端事件（Coulaud和Faranda（2026）；Sharma和Kumar（2025）；Xu等（2025））。对于我们的气象变量，数据在 $N = 2841$ 个地点和 $T = 33$ 个时间点进行观测。我们对（1）作出如下选择：

$$\begin{aligned} &\texttt{temperature: } Y_{s,t} \sim \text{Normal}(\mu_{s,t}, \sigma^2) \text{ and } g(x) = x \\ &\text{风速：} Y_{s,\,t} \sim \text{伽马}(\mu_{s,t}, \phi) \text{ 和 } g(x) = \sqrt{x} \text{（非零）全球水平辐照度：} Y_{s,\,t} \sim \text{伽马}(\mu_{s,t}, \phi) \text{ 和 } g(x) = \sqrt{x} \end{aligned} \tag{6}$$

Economou和Garry（2022）以相同的方式对温度建模。风速需要一个取正值的概率分布 $p(\cdot)$ 以及一个连接函数 $g(\cdot)$，其输入空间为定义域 $(0, \infty)$。伽马分布是对风速建模的一种实用选择（Aries、Boudia和Ounis（2018））。全球水平辐照度最难处理，因为其概率分布在零处存在点质量。我们采取折中做法，只对辐照度的非零值建模；本文最后将对此进行讨论。为简单起见，我们对风速和全球水平辐照度采用相同的设置。选择平方根链接函数而非对数链接函数，对于抑制不切实际的全球水平辐照度值至关重要，对风速也有一定作用。

为进行验证，Economou和Garry（2022）建议通过目视检查评估模型质量。图1和图2分别对应风暴期间的两个不同时间点。对于每个变量（列），后验均值（第二行）和历史观测值（第一行）乍看之下难以区分。后验方差（第三行）总体合理，但图2中纽约市周边及其以北的全球水平辐照度数值似乎偏大。自相关函数和偏自相关函数（acf 和 pacf）用于衡量随滞后阶数变化的时间依赖性；常见用途分别是确定移动平均时间序列模型和自回归时间序列模型的阶数。图3、图4和图5展示了历史值与预测值在前3个滞后阶数下的自相关函数和偏自相关函数。观测值与模拟值再次表现出高度一致，即使在更高阶的滞后（最高达16阶，未显示）下也是如此。最明显的差异出现在风速偏自相关函数的第二阶滞后处：模拟结果未能呈现历史图中出现的正值。图6展示了特拉华州萨塞克斯县单个地点的若干验证图。BMW-GAM的灵活性显而易见：直方图与其历史对应分布相符，不过空气温度的情况可能存在过拟合问题，因为模拟分布呈现出明显的多峰特征。最后一行展示了观测时间序列与模拟值，以便衡量不确定性。同样，图7展示了历史和模拟情形的变异函数，表明两者的空间相关性相符，但在较晚日期的大距离处存在轻微偏差。

4 讨论与结论

BMW-GAM（Economou & Garry 2022）引入了可分离多元时空相关函数。由此得到的高斯 copula相关矩阵的克罗内克积结构能够良好地扩展至大型数据集。此外，边缘推断可在不同窗口之间实现高度并行。使用平方根连接函数约束选定响应变量的均值为正至关重要。总之，BMW-GAM 对数据规模具有稳健性，不受研究人员对极端事件定义的影响，并能快速生成多元时空场，以开展全面的模型检验和不确定性量化。

纳入其他全球气候模型模拟（ADDA 或其他模型）会带来超出本文范围的挑战（Knutti、Furrer、Tebaldi、Cermak & Meehl 2010）。据我们所知，已有少数相关研究。例如，Subbian 和 Banerjee（2013）通过带有拉普拉斯惩罚的回归结合多个全球气候模型，以确保空间平滑。Singh、Najafi 和 Cannon（2021）估计了加拿大暖湿和暖干情景的联合重现期。在每个位置，温度和降水均采用二元copula建模，其参数在贝叶斯框架下进行推断，并汇集了3个气候集合的数据。Vavrus、Notaro 和 Lorenz（2015）利用13个气候模型研究美国东北部，预测不同强迫情景下21世纪中叶极端高温、寒冷和降水的变化。他们测量了偏度和模式间标准差等经典统计指标，并通过自助法推导不确定性界限。

将 BMW-GAM 与 A-LEAF 和 NGTransient 联动后，我们将利用 BMW-GAM 情景评估极端天气威胁期间关键能源系统的韧性。BMW-GAM 是一种实用的方法，适用于非高斯多变量时空贝叶斯数据分析，我们预计它将在能源系统以外的许多领域得到应用。由于参数和超参数数量众多，在不同的 BMW-GAM 模型之间进行选择颇具挑战。除了实现模型自动

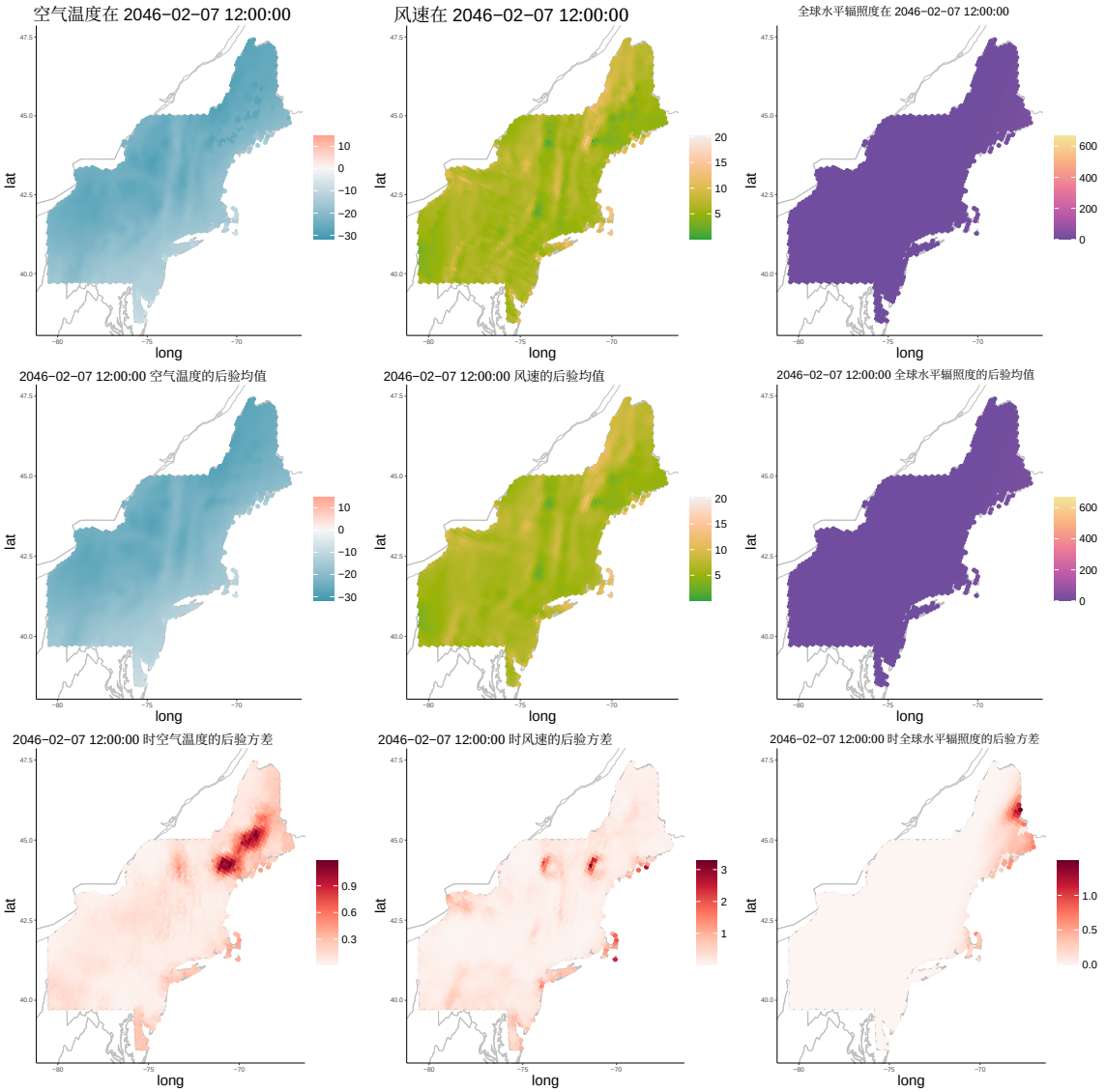

图 1 第一行：历史数据。第二行：BMW-GAM 模拟的后验均值。第三行：BMW-GAM 模拟的后验方差。

选择并在 BMW-GAM 中纳入多个气候模型外，我们还计划研究其他气候变量和空间域。协方差可分离性对于 BMW-GAM 的计算可行性至关重要，但这一假设并非总是符合现实。

忽略全球水平辐照度中的零值是我们当前方法的一个缺陷。最初，我们尝试采用具有 Tweedie 分布和对数链接函数的 BMW-GAM 来处理零值；Economou 和 Garry（2022）以这种方式对降水进行了建模。然而，我们模拟得到的空间场和后验方差并不合理。利用专门的方法将辐照度零值的不确定性纳入模型（Dahl 和 Bonilla 2019年；Euán、Sun 和 Reich 2022；Halder、Mohammed、Chen 和 Dey 2021；Holtzhausen、Nakhaei Rad、Nagar 和 Bekker 2024；Müller 和 Reuber 2023年；Upton、Organ、Lenzi 和 Sweeney 2025年；W. Zhang、Kleiber、Florita、Hodge 和 Mather 2018年、2019年；W. Zhang、Kleiber、Hodge 和 Mather 2022）将留待未来研究。

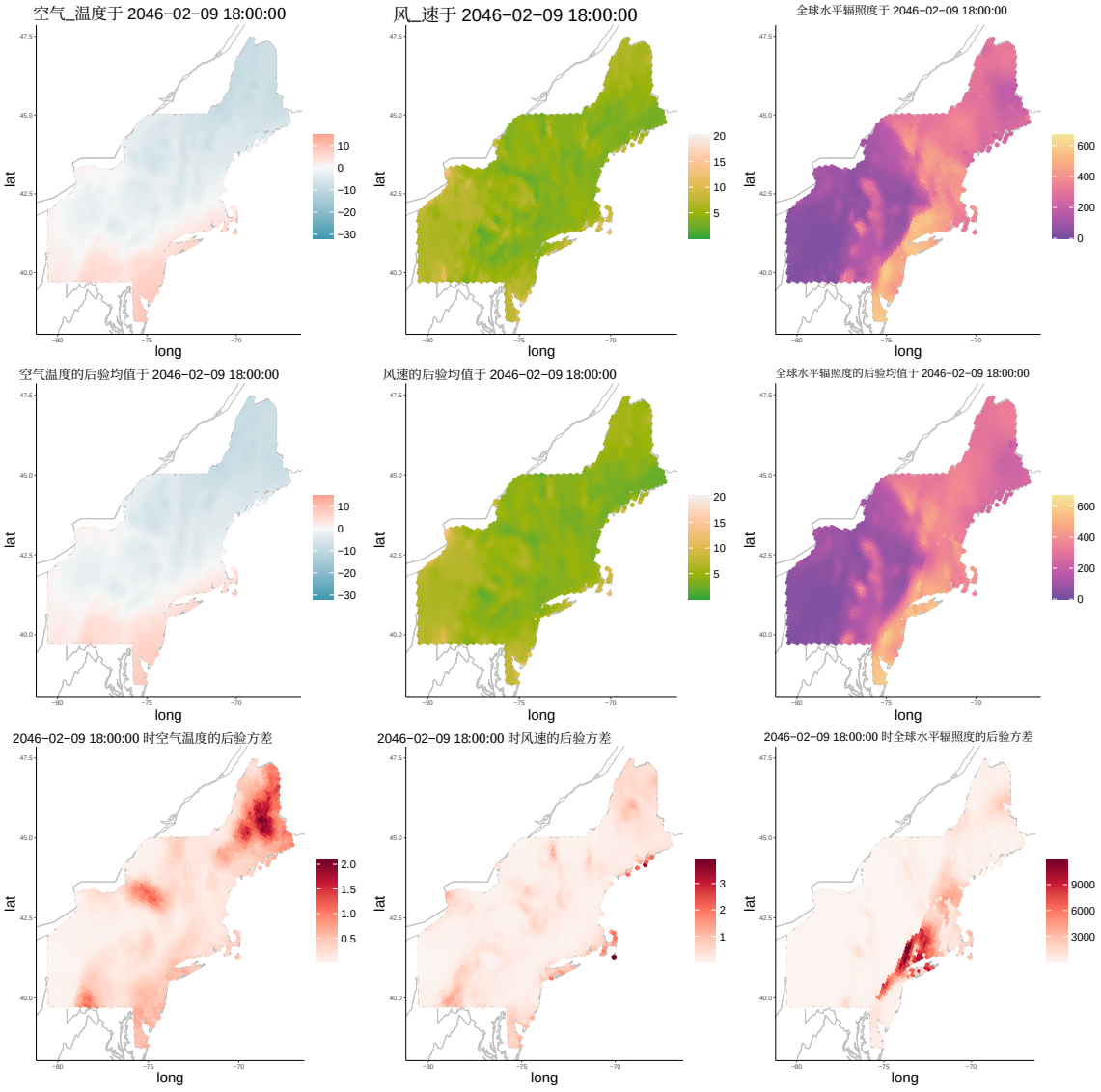

图 2 配置与图 1 相同，但日期不同。

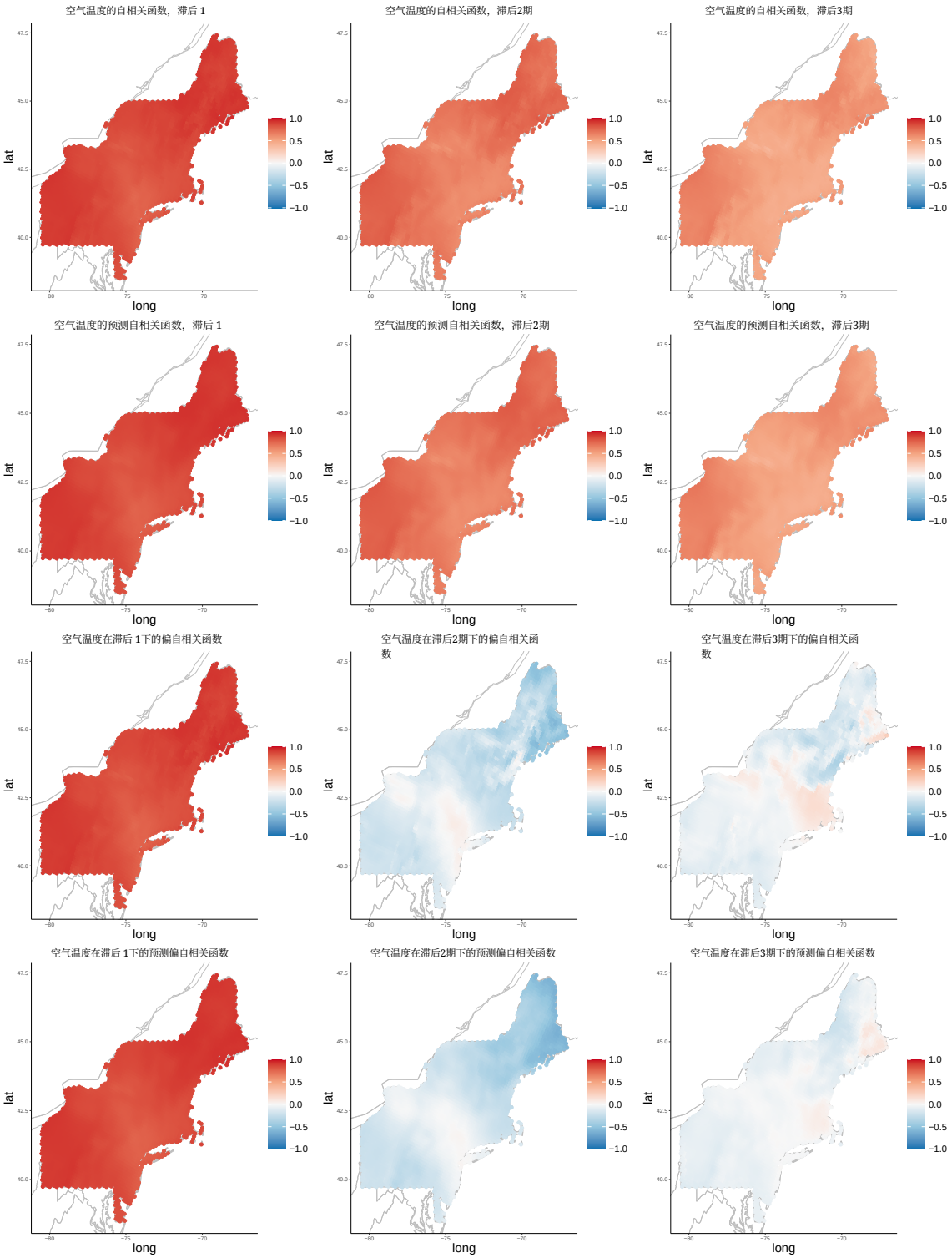

图3 历史温度与预测温度的自相关函数和偏自相关函数比较。

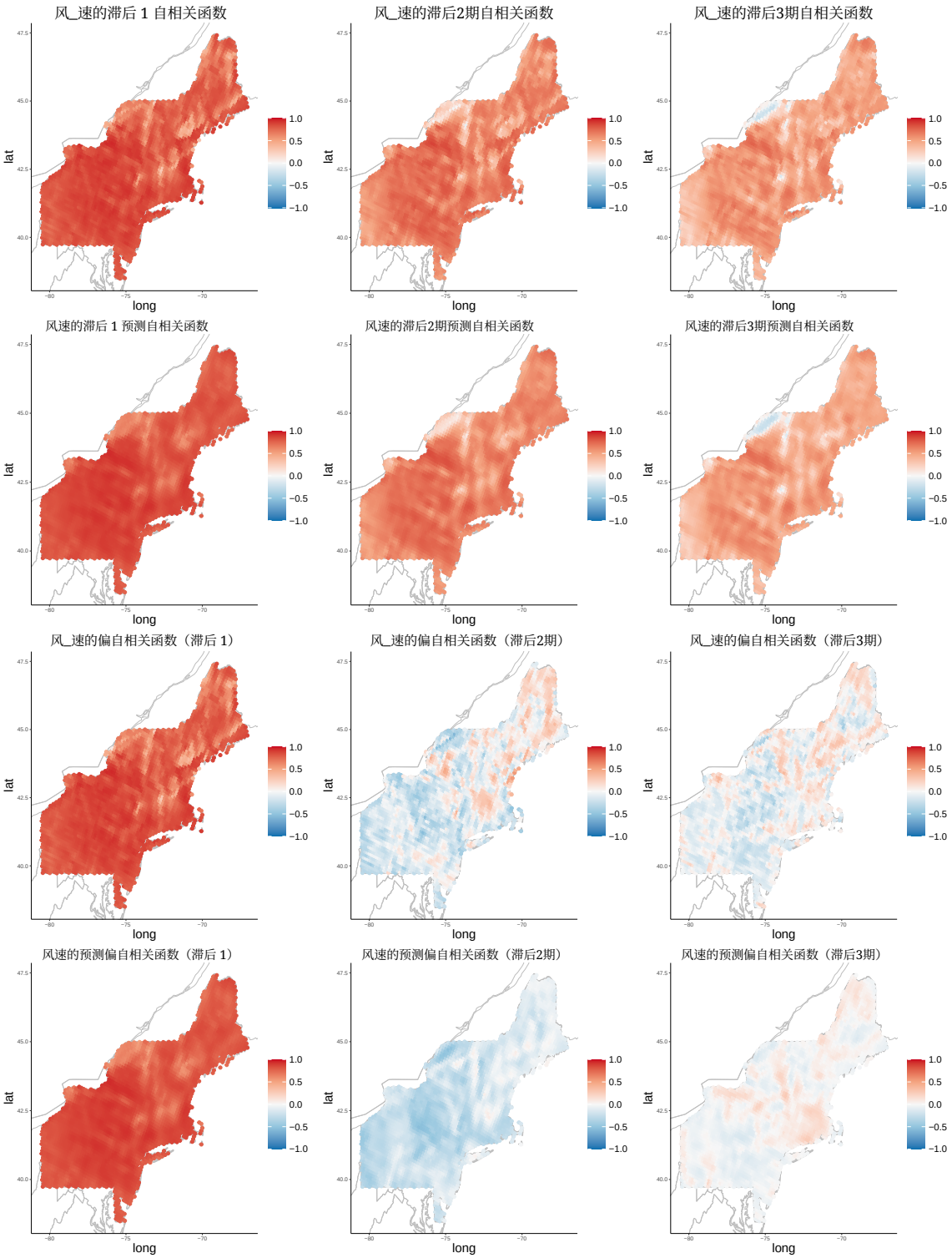

图4 与图3配置相同，但展示的是风速。

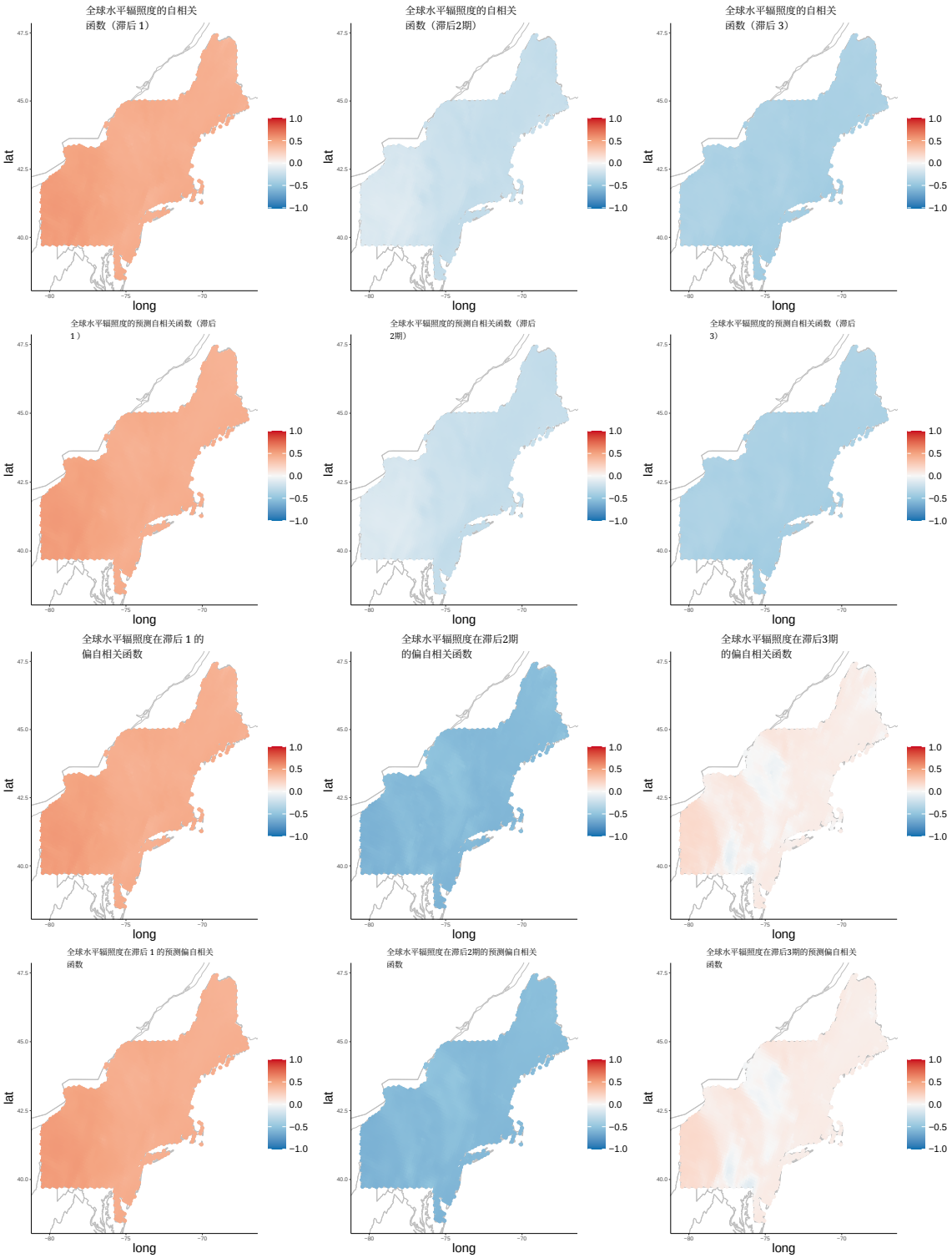

图5 配置与图4相同，但展示的是全球水平辐照度。

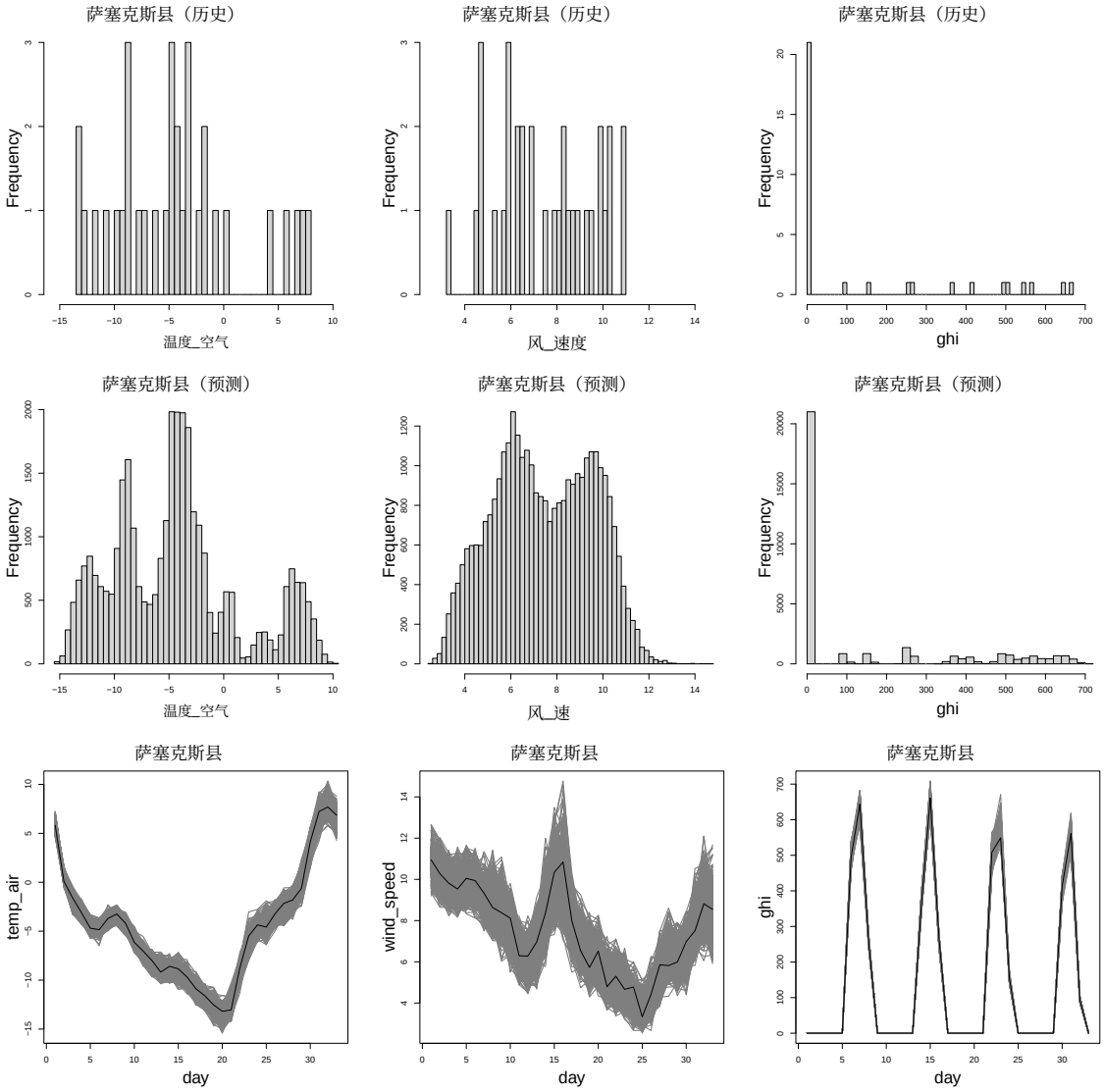

图6 评估单个地点的模型性能。第一行和第二行分别显示历史数据和模拟数据的直方图。第三行以黑线表示历史时间序列，以较浅的灰色表示模拟时间序列。

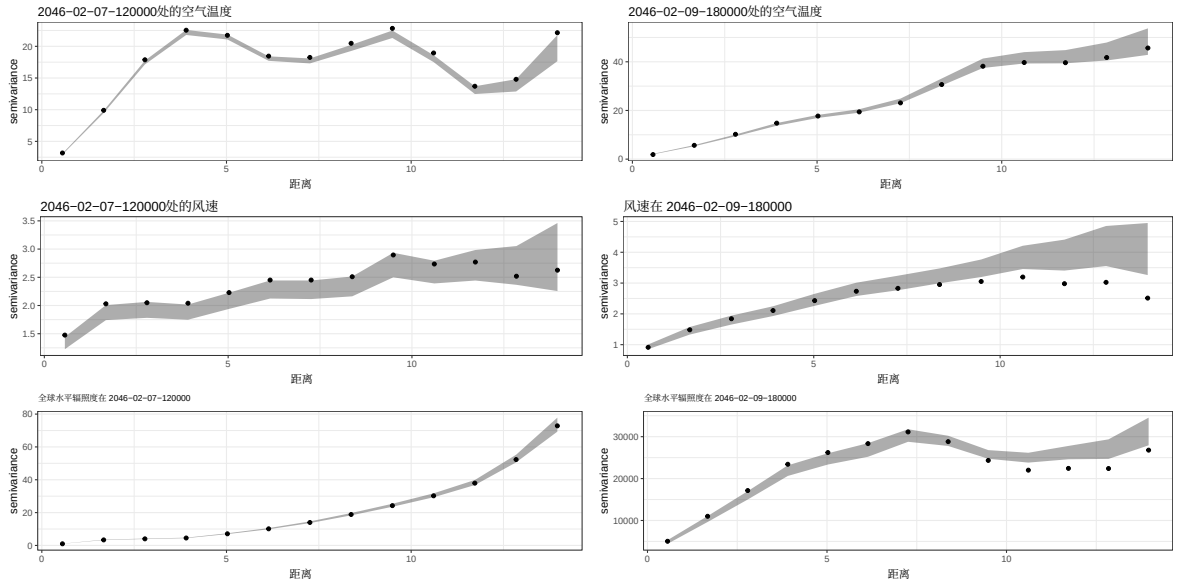

图 7 三个变量在与图 1 和图 2 相同日期的变异函数图。历史值以黑点表示，灰线表示 BMW-GAM 模拟。

致谢

作者特别感谢 Michael Stein。在密苏里大学主办的2025年极值统计当代进展研讨会上，他建议我们不对全球水平辐照度的零值进行建模。阿贡国家实验室实验室计算资源中心运营的 Bebop 和 Improv 集群提供了高性能计算资源。阿贡国家实验室的工作由美国能源部科学办公室通过阿贡国家实验室定向研究与开发计划提供支持，合同编号为 DE-AC02-06CH11357。本稿件由 UChicago Argonne, LLC（阿贡国家实验室的运营方，以下简称“阿贡”）编制。阿贡是美国能源部（DOE）科学办公室下属的实验室，根据合同编号 DE-AC02-06CH11357 运营。美国政府为自身及代表其行事的其他方保留一项已付清、非排他、不可撤销的全球性许可，可复制本文、编制衍生作品、向公众分发副本，并代表政府或由政府公开表演和展示本文。能源部将根据美国能源部公共访问计划 `http://energy.gov/downloads/doe-public-access-plan`向公众开放这些由联邦资助的研究成果。本报告是对美国政府某机构资助的工作的说明。美国政府及其任何机构、UChicago Argonne, LLC，以及上述各方的任何雇员或官员，均不对所披露的任何信息、设备、产品或流程的准确性、完整性或实用性作出明示或默示的保证，也不承担任何法律责任或义务，亦不表示其使用不会侵犯私人所有权。本文提及任何具体的商业产品、流程或服务，无论是以商品名、商标、制造商或其他方式指明，均不一定构成或暗示美国政府或其任何机构对其认可、推荐或偏好。本文作者表达的观点和意见不一定代表或反映美国政府及其任何机构、阿贡国家实验室或 UChicago Argonne, LLC 的立场。

参考文献

Adhikari, A., Wertz, C., Dubey, A., Ahmad, A., & Dobson, I. (2025年). 使用统计分析和贝叶斯学习量化电力系统韧性。取自https://arxiv.org/abs/2511.03043Alegría, A., Porcu, E., Furrer, R., & Mateu, J. (2019年). 地球上随时间演变的多元高斯场协方差函数。《随机环境研究与风险评估》，*33*(8), 1593–1608。取自https://doi.org/10.1007/s00477-019-01707-w doi: 10.1007/s00477-019-01707-w 阿贡国家实验室。（2025年）。*ClimRR*：动态降尺度未来灾害数据的中心枢纽。https:// climrr.anl.gov/。访问日期：2025-8-22。Aries, N., Boudia, S. M., & Ounis, H. (2018年). 风速分布模型的深入评估：阿尔及利亚四个地点的案例研究。《能源转换与管理》，*155*，78-90。取自https://www.sciencedirect.com/ science/article/pii/S0196890417310142 doi: https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.10.082 Balgi, S., Braun, M., Peña, J. M., & Daoud, A. (2025年).使用基于*Copula*的归一化流对未观测混杂进行敏感性分析。取自https://arxiv.org/abs/2508.08752Bessa, R. J., Mendes, J., Miranda, V., Botterud, A., Wang, J., & Zhou, Z. (2011年). 用于风电不确定性建模的分位数Copula密度预测。载于*2011*年*IEEE*特隆赫姆电力技术大会(第1-8页)。doi: 10.1109/PTC.2011.6019180 Bessa, R. J., Miranda, V., Botterud, A., Zhou, Z., & Wang, J. (2012年). 用于风电概率预测的时间自适应分位数Copula。《可再生能源》，*40*(1), 29-39。取自https://www.sciencedirect.com/science/ article/pii/S0960148111004587 doi: https://doi.org/10.1016/j.renene.2011.08.015 Bracken, C., Rajagopalan, B., Cheng, L., Kleiber, W., & Gangopadhyay, S. (2016年). 大范围区域极端降水的空间贝叶斯层次建模。《水资源研究》，*52*(8), 6643-6655。取自https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2016WR018768 doi: https://doi.org/10.1002/2016WR018768 Clegg, S., & Mancarella, P. (2017, 06). 用于评估系统应对极端天气韧性的电力-热力-燃气综合网络建模。载于（第1-6页）。doi: 10.1109/PTC.2017.7981133 Coulaud, G., & Faranda, D. (2026年).*TRAKNN*：用于罕见气象轨迹检测的高效轨迹感知时空*k*近邻。取自 https://arxiv.org/abs/2603.02059

Dahl, A., & Bonilla, E. V. (2019年). 用于太阳能发电预测的分组高斯过程。《机器学习》，108(8), 1287–1306。取自 https://doi.org/10.1007/s10994-019-05808-z doi: 10.1007/s10994-019-05808-z Dumas, J., Cornélusse, B., Fettweis, X., Giannitrapani, A., Paoletti, S., & Vicino, A. (2021年). 容量稳固框架下的容量规划概率预测。载于2021年IEEE马德里电力技术会议（第1-6页）。doi: 10.1109/PowerTech46648.2021.9494947 Economou, T., & Garry, F. (2022). 复合灾害事件变化的稳健量化所需的大规模气候数据概率模拟。《天气与气候极端事件》，38, 100522。取自 https://www.sciencedirect.com/ science/article/pii/S2212094722001013 doi: https://doi.org/10.1016/j.wace.2022.100522 Ekisheva, S., Rieder, R., Norris, J., Lauby, M., & Dobson, I. (2021年). 极端天气对北美输电系统停电的影响。载于2021年IEEE电力与能源学会年会（PESGM）（第01-05页）。doi: 10.1109/PESGM46819.2021.9637941 Euán, C., Sun, Y., & Reich, B. J. (2022). 使用阈值时间序列模型对多日太阳辐照度进行统计分析。《环境计量学》，33(3), e2716。取自 https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/env.2716 doi: https://doi.org/10.1002/env.2716 Gaillard, P., Goude, Y., & Nedellec, R. (2016). 用于GEFCom2014概率电力负荷和电价预测的加性模型与稳健聚合。《国际预测期刊》，32(3), 1038-1050。取自 https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207015001545 doi: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.12.001 Genton, M. G. (2007). 时空协方差矩阵的可分近似。《环境计量学》，18(7), 681-695。取自 https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/env.854 doi: https://doi.org/10.1002/env.854 Gillessen, B., Heinrichs, H., Hake, J.-F., & Allelein, H.-J. (2019, 10). 天然气作为通往可持续发展的桥梁：有关能源安全和系统转型的基础设施扩建。《应用能源》，251。doi: 10.1016/j.apenergy.2019.113377 Golestaneh, F., Gooi, H. B., & Pinson, P. (2016). 光伏功率时空轨迹的生成与评估。《应用能源》，176, 80-91。取自 https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261916306079 doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.05.025 Gonçalves, A. R., Zuben, F. J. V., & Banerjee, A. (2016). 基于高斯Copula模型的多任务稀疏结构学习。《机器学习研究期刊》，17(33), 1–30。取自 http://jmlr.org/papers/v17/15-215.html Haas, T. C. (1990a). 移动窗口内的克里金与自动变异函数建模。《大气环境》A辑：一般主题，24(7), 1759–1769。Haas, T. C. (1990b). 估算酸沉降的对数正态方法和移动窗口方法。《美国统计学会杂志》，85(412), 950–963。Halder, A., Mohammed, S., Chen, K., & Dey, D. K. (2021). 空间Tweedie指数弥散模型：在保险费率厘定中的应用。《斯堪的纳维亚精算学杂志》，2021(10), 1017–1036。取自 https://doi.org/ 10.1080/03461238.2021.1921017 doi: 10.1080/03461238.2021.1921017 Han, S.-R., Guikema, S. D., & Quiring, S. M. (2009). 使用广义加性模型提高飓风停电预测的预测准确性。《风险分析》，29(10), 1443-1453。取自 https:// onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1539-6924.2009.01280.x doi: https://doi.org/10.1111/j.1539- 6924.2009.01280.x Holtzhausen, F. v., Nakhaei Rad, N., Nagar, P., & Bekker, A. (2024). 太阳辐照度统计建模的Copula方法。载于C. A. Coelho & D.-G. Chen（编），《统计建模与应用：多元、重尾、偏态分布与混合建模》，第2卷（第49–66页）。Cham：施普林格·自然瑞士。取自 https://doi.org/10.1007/978-3-031-69622-0_3 doi: 10.1007/978-3-031-69622-0_3Joe, H. (2005). 基于Copula模型的两阶段估计方法的渐近效率。《多元分析杂志》，94(2), 401–419。取自 https://doi.org/10.1016/j.jmva.2004.06.003 doi: 10.1016/j.jmva.2004.06.003 Joe, H. (2014).《基于Copula的相依性建模》（第一版）。美国纽约州纽约市：Chapman and Hall/CRC。Kim, J.-M., Emura, T., Sun, L.-H., Huang, X.-W., & Alqawba, M. (2020年). 时间序列的基于Copula的马尔可夫模型：参数推断与过程控制。doi: 10.1007/978-981-15-4998-4 Knutti, R., Furrer, R., Tebaldi, C., Cermak, J., & Meehl, G. A. (2010). 结合多个气候模型预测结果所面临的挑战。《气候期刊》，23(10), 2739 - 2758。取自 https://journals.ametsoc.org/view/journals/clim/23/10/2009jcli3361.1.xml doi: 10.1175/2009JCLI3361.1 Lee, S. M., Chinthavali, S., Bhusal, N., Stenvig, N., Tabassum, A., & Kuruganti, T. (2024). 通过天气与停电数据映射量化美国电网的电力系统韧性。《IEEE Access》，12, 5237-5255。doi:

10.1109/ACCESS.2023.3347129 Levin, T., Botterud, A., Mann, W. N., Kwon, J., & Zhou, Z. (2022年, 02). 极端天气与电力市场：2021年2月得克萨斯州危机的关键教训 [doi: 10.1016/j.joule.2021.12.015]. Joule, 6(1), 1–7. 获取地址：https:// doi.org/10.1016/j.joule.2021.12.015 doi: 10.1016/j.joule.2021.12.015 Li, T., Eremia, M., & Shahidehpour, M. (2008, 12). 天然气网络与电力系统安全的相互依赖性。Power Systems, IEEE Transactions on, 23, 1817 - 1824. doi: 10.1109/TPWRS.2008.2004739 Li, Y., & Sun, Y. (2021). 基于删失偏斜对称分布的高频降水多站点随机天气生成器。《空间统计》，41, 100474. 获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211675320300683 doi: https://doi.org/10.1016/j.spasta.2020.100474 Manceur, A. M., & Dutilleul, P. (2013). 张量正态分布的最大似然估计：算法、最小样本量、经验偏差与离散度。《计算与应用数学杂志》，239, 37-49. 获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377042712003810 doi: https://doi.org/10.1016/j.cam.2012.09.017 Mann, W., Kwon, J., Levin, T., Botterud, A., & Zhou, Z. (2022年, 03). A-LEAF. [计算机软件] https:// doi.org/10.11578/dc.20230315.2. 获取地址：https://doi.org/10.11578/dc.20230315.2 doi: 10.11578/dc.20230315.2 Martinez-Mares, Alberto and Fuerte-Esquivel, Claudio. (2012, 11). 天然气与电力耦合网络中的统一天然气与电力潮流分析。Power Systems, IEEE Transactions on, 27, 2156-2166. doi: 10.1109/TP- WRS.2012.2191984 Moradi, A., Tanneau, M., Zandehshahvar, R., & Hentenryck, P. V. (2026). 基于 Copula 的聚合与上下文感知保形预测：实现可靠的可再生能源预测。获取地址：https://arxiv.org/abs/2602 .02583 Müller, A., & Reuber, M. (2023). 全球水平辐照度的基于 copula 的时间序列模型。《国际预测学杂志》，39(2), 869-883. 获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/ S0169207022000401 doi: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.02.011 Nelsen, R. B. (2006). Copula 导论（第二版）。美国纽约州纽约：Springer。Nychka, D., Hammerling, D., Krock, M., & Wiens, A. (2018). 非平稳高斯场的建模与仿真替代。《空间统计》，28, 21-38. 获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/ S2211675317302968 同一个世界，同一个健康。doi: https://doi.org/10.1016/j.spasta.2018.08.006 Pinson, P., Madsen, H., Nielsen, H. A., Papaefthymiou, G., & Klöckl, B. (2009). 从概率预测到短期风力发电的统计情景。《风能》，12(1), 51-62. 获取地址：https://onlinelibrary .wiley.com/doi/abs/10.1002/we.284 doi: https://doi.org/10.1002/we.284 Pokou, F., Kamdem, J. S., & Gnandi, K. E. (2026). 能源市场中的预测准确性与可解释性：基于 Copula 增强型 TVP-SVAR 的分析。获取地址：https://arxiv.org/abs/2601.19321 Porcu, E., Alegría, A., & Furrer, R. (2018). 随时间演变且具有空间全局相关性的数据建模。《国际统计评论》，86(2), 344-377. 获取地址：https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/ insr.12266 doi: https://doi.org/10.1111/insr.12266 Porcu, E., Furrer, R., & Nychka, D. (2021). 时空协方差函数的30年发展。WIREs 计算统计，13(2), e1512. 获取地址：https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/wics.1512 doi: https://doi.org/10.1002/wics.1512 Risser, M. D., & Calder, C. A. (2015). 对空间变化参数协方差函数的局部似然估计：R语言 convoSPAT 软件包。arXiv 预印本 arXiv:1507.08613。Rossmann, R., Anitescu, M., Bessac, J., Ferris, M., Krock, M., Luedtke, J., & Roald, L. (2025). 平衡电网效率与风险的框架：双目标随机整数优化。《优化与工程》，26(3), 1567–1612. 获取地址：https://doi.org/10.1007/s11081-024-09944-x doi: 10.1007/s11081-024-09944-x Shahidehpour, M., Fu, Y., & Wiedman, T. (2005年, 06). 天然气基础设施对电力系统的影响。IEEE 论文集，93, 1042 - 1056. doi: 10.1109/JPROC.2005.847253 Sharma, B., & Kumar, J. (2025年). 基于变分自编码器的地球系统模型植物生产力极端值检测。获取地址：https://arxiv.org/abs/2510.03266 Sillmann, J., Thorarinsdottir, T., Keenlyside, N., Schaller, N., Alexander, L. V., Hegerl, G., . . . Zwiers, F. W. (2017). 理解、建模和预测天气与气候极端事件：挑战与机遇。《天气与气候极端事件》，

18, 65-74. 获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212094717300440 doi: https://doi.org/10.1016/j.wace.2017.10.003 Singh, H., Najafi, M. R., & Cannon, A. J. (2021). 基于大集合气候模拟刻画变化中的气候下的非平稳复合极端事件。《气候动力学》，56(5), 1389–1405. 获取地址：https://doi.org/10.1007/s00382-020-05538-2 doi: 10.1007/s00382-020-05538-2 Stein, M. L. (1999). 空间数据插值。Springer-Verlag，纽约。获取地址：https://doi.org/10.1007/ 978-1-4612-1494-6 克里金的一些理论。doi: 10.1007/978-1-4612-1494-6 Subbian, K., & Banerjee, A. (2013). 利用空间平滑进行气候多模型回归。载于《2013年 SIAM 国际数据挖掘会议（SDM）论文集》（第324-332页）。获取地址：https://epubs.siam.org/doi/abs/10.1137/1.9781611972832.36 doi: 10.1137/1.9781611972832.36 Tatara, E. (2020, 10). NGTransient：用于模拟管道中断及其对电力生产影响的液压管道与最优控制模型。载于《韧性周》论文集。Tedesco, P., Lenkoski, A., Bloomfield, H. C., & Sillmann, J. (2023). 基于冬季天气型条件的欧洲极端寒冷与弱风事件高斯 copula 建模。《环境研究快报》，18(3). doi: 10.1088/1748- 9326/acb6aa Upton, M., Organ, E., Lenzi, A., & Sweeney, J. (2025). 使用开放源数据建立爱尔兰太阳辐照度亚小时尺度时空统计模型。获取地址：https://arxiv.org/abs/2509.21041 Vavrus, S. J., Notaro, M., & Lorenz, D. J. (2015). 解读极端天气事件的气候模型预测。《天气与气候极端事件》，10, 10-28. 获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212094715300372 doi: https://doi.org/10.1016/j.wace.2015.10.005 Verdin, A., Rajagopalan, B., Kleiber, W., & Katz, R. W. (2015). 利用空间模型和广义线性模型进行耦合随机天气生成。《随机环境研究与风险评估》，29(2), 347–356. 获取地址：https://doi.org/10.1007/s00477-014-0911-6 doi: 10.1007/s00477-014-0911-6 Verdin, A., Rajagopalan, B., Kleiber, W., Podestá, G., & Bert, F. (2018). 用于季节至数十年尺度模拟的条件随机天气生成器。《水文学杂志》，556, 835-846. 获取地址：https://www.sciencedirect .com/science/article/pii/S0022169415009841 doi: https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.12.036 Verdin, A., Rajagopalan, B., Kleiber, W., Podestá, G., & Bert, F. (2019). BayGEN：贝叶斯时空随机天气生成器。《水资源研究》，55(4), 2900-2915. 获取地址：https://agupubs.onlinelibrary.wiley .com/doi/abs/10.1029/2017WR022473 doi: https://doi.org/10.1029/2017WR022473 Ver Hoef, J. M., Cressie, N., & Barry, R. P. (2004). 利用移动平均和快速傅里叶变换（FFT）进行克里金与协同克里金的灵活空间模型。《计算与图形统计学杂志》，13(2), 265–282. Wahba, G. (1990). 观测数据样条模型。工业与应用数学学会。获取地址：https://epubs.siam.org/doi/abs/10.1137/1.9781611970128 doi: 10.1137/1.9781611970128 Wang, J., & Kotamarthi, V. R. (2015). 北美21世纪中后期降水的高分辨率动力降尺度预测。《地球的未来》，3(7), 268-288. 获取地址：https://agupubs.onlinelibrary .wiley.com/doi/abs/10.1002/2015EF000304 doi: https://doi.org/10.1002/2015EF000304 Wang, S., Feldman, J., & Reiter, J. P. (2026). 高斯Copula相关性的差分隐私贝叶斯推断。获取地址：https://arxiv.org/abs/2601.03497 Wiens, A., Kleiber, W., Nychka, D., & Barnhart, K. R. (2021). 利用高斯过程和局部似然估计进行非刚性配准。《数学地球科学》，53(6), 1319–1337. 获取地址：https://doi.org/10.1007/ s11004-020-09917-7 doi: 10.1007/s11004-020-09917-7 Wiens, A., Nychka, D., & Kleiber, W. (2020). 利用局部似然估计和 Matérn 到空间自回归转换的方法对空间数据建模。《环境计量学》，31(6), e2652. 获取地址：https://onlinelibrary.wiley.com/doi/ abs/10.1002/env.2652 doi: https://doi.org/10.1002/env.2652 Wood, S. (2017). 广义加性模型：R语言导论（第2版）。Chapman and Hall/CRC。Xu, Y., Mann, W. N., Akinsanola, A. A., Levin, T., Wang, P., & Zhou, Z. (2025). 弥合数据鸿沟：将气候预测纳入天气驱动事件的电网规划。载于《2025年 IEEE 电力与能源学会年会（PESGM）》（第1-5页）。doi: 10.1109/PESGM52009.2025.11225462 Yang, J., Lu, G., Yan, X., Xia, P., & Wu, D. (2025). 基于高斯Copula的负荷预测自适应集成学习。获取地址：https://arxiv.org/abs/2508.17700 Zhang, H., Zandehshahvar, R., Tanneau, M., & Van Hentenryck, P. (2025). 天气信息驱动的概率预测与

电力系统中的情景生成。《应用能源》，384，125369。获取自 https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261925000996 doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.125369 Zhang, W., Kleiber, W., Florita, A. R., Hodge, B.-M., & Mather, B.（2018年）。一种用于生成高频太阳辐照度情景的随机降尺度方法。《太阳能》，176，370-379。获取自 https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X1830999X doi: https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.10.019 Zhang, W., Kleiber, W., Florita, A. R., Hodge, B.-M., & Mather, B.（2019年）。高频太阳辐照度的建模与模拟。《IEEE光伏学报》，9(1)，124-131。doi: 10.1109/JPHOTOV.2018.2879756 Zhang, W., Kleiber, W., Hodge, B.-M., & Mather, B.（2022）。太阳辐照度的非平稳非高斯移动平均模型。《环境计量学》，33(3)，e2712。获取自 https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/env.2712 doi: https://doi.org/10.1002/env.2712 Zobel, Z., Wang, J., Wuebbles, D. J., & Kotamarthi, V. R.（2017）。美国未来极端温度分布的高分辨率动力降尺度集合预测。《地球的未来》，5(12)，1234-1251。获取自 https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2017EF000642 doi: https://doi.org/10.1002/2017EF000642 Zobel, Z., Wang, J., Wuebbles, D. J., & Kotamarthi, V. R.（2018）。对21世纪末美国极端降水高分辨率预测的分析。《地球的未来》，6(10)，1471-1490。获取自 https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2018EF000956 doi: https://doi.org/10.1029/2018EF000956

