arXiv:2602.01436v1 [physics.ao-ph] 1 Feb 2026

MSWEP V3：基于 Machine Learning 的全球降水估计，分辨率为 0.1°、小时分辨率（1979年至今）

Xuetong Wang,[a] Raied S. Alharbi,[b] Oscar M. Baez-Villanueva,[c] Diego G. Miralles,[c] Jun Ma,[a]Shiqin Xu,[a] Matthew F. McCabe,[a] Florian Pappenberger,[d] Albert I.J.M. van Dijk,[e] Tim R. McVicar,[f] Lanka Karthikeyan,[g,h] Hayley J. Fowler,[i] Ming Pan,[j] Solomon H. Gebrechorkos,[k,l]Hylke E. Beck,[a]

[a]阿卜杜拉国王科技大学（*KAUST*），沙特阿拉伯图沃勒[b]沙特国王大学工程学院土木工程系，沙特阿拉伯利雅得[c]根特大学水文气候极端实验室（*H-CEL*），比利时根特[d]欧洲中期天气预报中心，英国雷丁[e]澳大利亚国立大学芬纳环境与社会学院，澳大利亚首都领地堪培拉[f]*CSIRO*环境部，澳大利亚首都领地堪培拉[g]印度理工学院孟买分校资源工程研究中心，印度孟买[h]印度理工学院孟买分校气候研究中心，印度孟买[i]纽卡斯尔大学工程学院，英国泰恩河畔纽卡斯尔[j]加州大学圣迭戈分校斯克里普斯海洋研究所西部天气与水极端事件中心，美国加利福尼亚州圣迭戈[k]牛津大学地理与环境学院，英国牛津[l]南安普顿大学地理与环境科学学院，英国南安普顿

通讯作者：Hylke E. Beck，hylke.beck@kaust.edu.sa

摘要：我们介绍网格化近实时多源加权集合降水（MSWEP）产品第3版（V3）——首个完全全球覆盖的历史机器学习降水（*P*）数据集。该数据集旨在满足气候挑战日益加剧之际，对及时、准确*P* 估算结果不断增长的需求。MSWEP V3 提供自1979年至今、空间分辨率为0.1° 的逐小时数据，并持续更新，时效约为两小时。开发过程分为两个阶段。首先，利用机器学习模型集成生成基准 *P* 场，这些模型融合了基于卫星和再分析的 *P* 及气温产品，以及静态变量。模型使用全球15,959 *P* 个雨量计的逐小时和日尺度观测进行训练。其次，利用全球57,666个站点的日尺度和月尺度雨量计观测，对这些基准 *P* 场进行校正。为评估MSWEP V3基准数据的表现，我们使用一组独立的15,958个雨量计观测，对19种（准）全球网格化 *P* 产品进行了评估，其中包括未经校正的产品和基于雨量计的产品；这些雨量计未纳入第一阶段的训练。MSWEP V3基准数据的日中位 Kling–Gupta 效率（KGE）为0.69，优于所有受评估产品。其他未经校正的产品日中位 KGE 值分别为：ERA5为0.61、IMERG-L V7为0.46、GSMaP V8为0.38、CHIRP为0.31。通过留一交叉验证发现，日尺度雨量计校正使日中位相关系数提高了0.09，但由于基准数据的表现已很出色，提升空间有限。我们预计，MSWEP V3（可通过www.gloh2o.org/mswep获取）将助力在多变且不断变化的气候条件下，更可靠地监测、预报和管理水相关风险。

1. 引言

全球水文循环正在加剧，导致全球和区域尺度上的降水（*P*）极端事件和干旱严重程度均有所上升（Huntington 2006；Zhang 等，2019；Allan 等，2020；De Luca 等，2020；Gebrechorkos 等，2025）。此外，人为增暖提高了大气水汽容量，进而改变风暴动力学，导致 *P* 事件更加频繁且强烈（Fischer 和 Knutti 2015）。与此同时，许多地区面临日益严重的水资源短缺，这由大气水分需求上升、蒸发加快以及 *P* 模式变化所驱动（Hanjra 和 Qureshi 2010；Ingrao 等，2023）。这些压力共同加剧了洪水和干旱带来的风险，凸显了获取准确、及时且高分辨率降水数据的必要性，以支持多种关键应用，包括水文模拟、洪水与干旱监测和预报、积极的农业实践、水资源管理以及气候变化归因（Brunner 等，2021；Jahanddideh-Tehrani 等，2021）。为支持此类工作，过去几十年间，人们基于卫星反演（如 TRMM、GPM）、（再）分析输出（如 ERA5、JRA-3Q）、雨量计观测或上述数据的组合，开发了众多格点降水产品（例如，Sun 等，2018；Serrano-Notivoli 和 Tejedor 2021；Abbas 等，2025）。这些产品通常针对特定优先事项而设计，在记录长度、时间均一性、瞬时精度、空间或时间分辨率以及时效之间进行权衡。

多源加权集合降水（MSWEP）产品于2017年首次发布，并迅速成为应用最广泛的网格化 *P* 产品之一。它支持广泛的水文和气候应用，包括洪水模拟（例如，Grenier 等人，2024）、干旱监测（例如，Gebrechorkos 等人，2023）、陆面模拟（例如，Shrestha 等人，2020）和水资源评估（例如，Lakew 等人，2020）。在多项全球评估（例如，Beck 等人，2017；Gebrechorkos 等人，2024；Abbas 等，2025）和众多区域评估（例如，Beck 等人，2019b；Sharifi 等人，2019；Ali 等人，2022；Wang 等，2025）中，相较于其他网格化 *P* 产品，MSWEP表现出优异的性能。其主要特点包括：(i)整合卫星反演和（再）分析数据，发挥二者在捕捉对流性和锋面 *P*方面的互补优势；(ii)采用日尺度雨量计校正，明确考虑报告时间，从而提升其在观测网密集地区的表现；(iii)高达0.1° 的空间分辨率和小时级时间分辨率（第2版为3小时分辨率），并覆盖全球；以及

（iv）长期记录从1979年延续至今，时效为 ~2 小时（第2版为3–4小时），可用于回溯分析和业务应用。

尽管具有这些优势，先前的MSWEP版本（V2；Beck 等（2019a））——已被本文介绍的V3所取代——在特定地区和应用中仍存在一些影响其性能的局限性。首先，它往往低估峰值 P 强度，从而降低其捕捉极端事件的能力（例如，Satg´e 等（2019）；Dong 等（2022）；Li 等（2022））。其次，它表现出过多的低强度毛毛雨事件，影响 P 频率统计和水量平衡估算（例如，Sahlu 等（2017）；Bai 等（2020）；Yang 等（2020b））。第三，其历史记录止于2021年，因而无法对更近期的 P 事件或趋势进行稳健分析。第四，其3小时分辨率过于粗糙，难以表征对流 P 事件的快速变化，并限制了其在山洪和滑坡预测中的实用性（Gonzalez 等（2024））。第五，或许也是最重要的一点，它依赖于相对简单的统计合并方案和静态权重图，无法充分捕捉输入性能在空间和时间上的变化差异。

机器学习（ML）已展现出作为改进P 估算的有力方法的潜力。已提出多种通常基于雨量计观测训练的机器学习模型——从较为经典的多元线性回归（MLR）、人工神经网络（ANNs）、支持向量机（SVMs）和决策树，到卷积神经网络（CNNs）、长短期记忆（LSTM）网络、Transformer、图神经网络（GNNs）等现代深度学习架构，以及各种混合方法（参见 Hussein 等（2022）、Papacharalampous 等（2023）、Dotse 等（2024）和 Xu 等（2024）的综述）。然而，迄今大多数降水应用仍局限于较小地区或单个集水区，相关发现的可推广性尚不明确。此外，绝大多数研究属于方法学研究，而非旨在生成可公开获取的格点 P 数据集。一个值得注意的近期例外是 Wang 等人（2025），他们通过堆叠极端梯度提升（XGB；Chen 和 Guestrin（2016））与随机森林（RF；Breiman（2001））模型，为阿拉伯半岛开发了高分辨率格点 P 产品。其框架整合了来自卫星和（再）分析资料源的动态预测因子——包括 P 和2米气温（T）——以及静态地理、地形和气候预测因子。所得产品在该地区显著优于其他格点P 产品，并已可供业务和研究应用使用。

本研究介绍下一代 MSWEP（V3），将 Wang 等人（2025）基于机器学习的方法扩展至全球范围，同时保留先前 MSWEP 版本的多源基础，以提供精度更高的 *P* 场。机器学习驱动的基线 *P*场利用日尺度和月尺度雨量计观测进行订正，该方法明确考虑雨量计邻近度与报告时间，并作为 V3 的新增内容，考虑空间 *P* 相关长度及雨量计间依赖关系。MSWEP V3 具有小时时间分辨率（相较 V2 的 3 小时分辨率有所改进），时间范围自1979年至大约当前时刻之前2小时（V2 为3–4小时），空间分辨率为0.1°（赤道处约11千米）。

2. 数据与方法

a. 预测因子

MSWEP V3 基准数据 *P* 字段自 1979年起，利用动态和静态预测因子的组合生成。动态（随时间变化）预测因子包括卫星产品（IMERG-Early/Late V07、GSMaP-Std/NRT V8、PERSIANN-CCS-CDR 和 PDIR-Now）以及（再）分析产品（ERA5 和 GDAS；表1）。IMERG-Early/Late V07（Huffman 等，2019）和 GSMaP-Std/NRT V8（Kubota 等，2020）自 2000年起提供 *P* 数据，其数据可用时效比实时提前 ~3–4 小时。2000 年之前，我们使用 PERSIANN-CCS-CDR（Sadeghi 等，2021）；而在 IMERG/GSMaP 时效窗口之外，则使用 PDIR-Now（Nguyen 等，2020）。ERA5（Hersbach 等，2020）和 GDAS（NOAA NCEP 2025）提供额外的 *P* 输入和日平均 *T* ，以捕捉季节性误差模式。

我们还纳入了若干因与降水建模相关而选取的静态预测因子：两个气候指数——干旱指数（AI）和年平均 *P* （Pmean）；一个地形指标——有效地形高度（ETH）；以及三个地理变量——纬度（Lat）、经度（Lon）和绝对纬度（AbsLat；附录表A1）。有关动态和静态预测因子的更多详情，请参见附录A“预测因子”。

b. 雨量计观测

汇集日尺度和小时尺度 *P* 雨量站观测，用于训练和验证机器学习模型，并订正基线 MSWEP V3 *P* 场。在机器学习训练和验证中，我们使用了直接雨量计数据（GHCN-D，Menne 等人（2012）；GSOD，美国国家海洋和大气管理局国家环境信息中心（2020）；GSDR，Lewis 等人（2019、2021）；

ISD，美国国家海洋和大气管理局国家环境信息中心（2021））以及格点化的雨量计-雷达产品（EURADCLIM，Overeem 等（2023）；Stage-IV，Lin 和 Mitchell（2005））。模型训练优先采用格点数据集，以减少点到网格尺度不匹配（Ensor 和 Robeson，2008），并避免日雨量计报告时间错位（Yang 等，2020a）。通过空间平均，将格点数据上采样至 0.1° 分辨率。订正基线场的日订正仅使用直接雨量计观测，因为格点化的雨量计-雷达产品时间覆盖范围有限。有关雨量站观测的更多详情，请参阅附录A“日尺度和小时尺度雨量站观测”。

对每个日雨量计的时间序列进行筛查，以剔除可疑雨量计。若雨量计符合以下任一条件，则予以排除：(i) 不包含任何零P 天；(ii) 报告的日最大值超过 1,825 mm d^{-1}；(iii) 长期均值低于 5 或高于 10,000 mm yr^{-1}；(iv) 湿日或干日数量过少；或 (v) 在2010–2024年期间，用于机器学习模型训练/验证的有效数据不足一年，或用于覆盖1979–2024年的日尺度基线雨量计校正的数据不足五年。应用所有筛选条件后，保留了31,917个雨量站用于机器学习模型训练和验证，其中一半（15,959个）用于训练，另一半（15,958个）用于验证。对于日尺度雨量计校正，有 57,666个雨量站通过了所有筛选条件。小时雨量站观测（来自 GSDR、Stage-IV 和 EURADCLIM）未接受额外的质量控制。有关质量控制的更多详情，请参阅附录A《日雨量计数据质量控制》。

基线 P 场通过 GPCC 完整月度数据产品 V2022（Schneider 等，2017）在月尺度上进行了校正。该产品基于 1891–2020年、分辨率为 0.25° 的 ~86,000 个雨量计数据。为将覆盖范围延伸至 2020年之后，我们纳入了 GPCC 月度初步估计产品（2013年至今，0.5°）。为降低不确定性，我们仅保留包含实际雨量计的网格单元，从而有效重建月尺度观测，同时排除插值网格单元。除 GPCC 开发人员已执行的质量控制外，我们未进行其他质量控制。有关 GPCC 数据的更多详情，请参阅附录A“月尺度雨量站观测”。

c. 雨量计报告时间估算

不同地区的雨量计报告时间差异很大，通常记录在当地上午时段，且往往与协调世界时相差数小时（Yang 等，2020a）。忽略这些时差会导致雨量计数据与网格数据之间出现时间错位，从而影响机器学习模型训练和雨量计校正（Beck 等（2019a）；Xiang 等（2021））。日尺度雨量站的报告时间通过

将基线小时 *P* 数据以 1 小时为步长，在 ±36小时的时间范围内逐步移位，针对每次移位重新计算日总量，并找出与雨量计数据的斯皮尔曼相关最高的移位来推断。该移位的反向值即视为实际报告时间。有关雨量计报告时间估算的更多详情，请参阅附录A“雨量计报告时间估算”。

d. 降水相关长度估算

The *P* 相关长度描述了 *P* 具有统计依赖性的空间尺度，并随降水类型和时间聚合而变化（Mandapaka 和 Qin，2013）。在将基于雨量计的校正应用于网格化 *P* 产品时，需要稳健的估算结果（Schiemann 等，2011；Schuurmans 等，2007；Tapia-Silva，2024；Funk 等，2015b）。对于 MSWEP V3 雨量计校正，我们基于基线*P* 场，在 0.1° 分辨率下计算固定的日相关长度：选取每个目标单元 500 千米范围内的 20 个随机相邻网格单元，计算斯皮尔曼相关系数并拟合高斯衰减模型。如需了解降水*P* 相关长度估算的更多详情，请参阅附录A“降水相关长度估算”。

e. MSWEP V3 算法

此处简要概述 MSWEP V3 算法；完整说明请参阅附录A。MSWEP V3 算法包含两个阶段：

1. **基准降水估计算法：**

   MSWEP V3 将 Wang 等人（2025）提出的算法扩展至全球范围。该算法使用堆叠决策树模型，根据动态预测因子（例如 ERA5、IMERG、GSMaP 和 PERSIANN-CCS-CDR）及静态预测因子（与位置、气候和地形相关）估算基线 *P* 场。模型堆栈架构见图 1，其时空部署（包括下文所述的协调处理流程）见图 2。每个堆栈包含四个子模型：两个用于逐日和逐 3 小时 *P* 估算的 XGB 模型（Chen 和 Guestrin，2016）；一个使用经过分位数匹配并进行平方根变换的逐 3 小时数据来校正方差低估的 RF 模型（Breiman，2001）；以及一个用于逐小时分解的最终 XGB 模型。为反映动态预测因子可用性的差异，共训练了 18 个模型堆栈，并指定模型 01（或高纬度地区的模型05）为参考模型（表 2）。非参考堆栈的输出将协调至参考堆栈

具体通过 (i) 去趋势、(ii) 累积分布函数（CDF）匹配和 (iii) 趋势恢复来防止时间不连续。所有模型均使用 2010–2024年 的雨量计数据和预测因子数据进行训练和验证。训练时，重新计算逐日 *P* 和 *T* 预测因子的均值，使其与各日雨量计的报告时间偏移相匹配；而逐小时 *P* 和*T* 预测因子数据则经过移位，以匹配各逐小时雨量计的报告时间偏移。有关基准 *P* 估算算法的更多详情，请参阅附录A《基准降水估计算法》。

MSWEP-NRT 以2小时时效将近实时扩展 MSWEP V3 基准数据，所用数据来自 GDAS、IMERG、GSMaP 和 PDIR-Now。与不常执行的历史处理流程不同，MSWEP-NRT 持续运行，并在新输入可用时按小时更新。初始估计依赖使用 PDIR-Now 的模型18；在3–4小时后，当 GDAS、IMERG 和 GSMaP 数据可用时，更高质量的模型（例如模型06–17）会取代这些估计。一旦 ERA5 数据在 ~5天后发布，便可应用参考模型01（高纬度地区则应用模型05），从而实现与历史记录的完全一致。每个文件均包含模型堆栈指示符（1–18），以确保可追溯性。有关近实时扩展的更多详情，请参见附录A“近实时基准扩展”。

2. **雨量计校正流程：**

MSWEP V3 利用日雨量计数据校正历史逐小时基线 *P* 场的日变化。虽然其他一些数据集也会进行日尺度雨量计校正（例如 PERSIANN- CCSA、Boushaki 等（2009）；GSMaP Gauge、Mega 等（2014）；以及 MERRA-2、Gelaro 等（2017）；Reichle 等（2017）），但我们采用了一种基于最优插值（OI；Gandin（1963）；Daley（1993）；Chen 等（2002））的更复杂方法。该方法计算效率高且统计稳健，能够考虑雨量计邻近度、 *P* 相关长度、雨量计间依赖关系以及报告时间对齐。对于每个网格单元，选取其周围500千米半径范围内最多四个雨量计。对基线和雨量计序列进行缩放以确保一致性，并在根据报告时间偏移对齐时间序列后计算日尺度校正。将乘法校正应用于逐小时数据，并使用最优插值权重进行组合。最终的校正时间序列通过对校正和未校正估算值进行加权组合得到。有关日尺度雨量计校正的更多详情，请参见附录A“日尺度雨量计校正流程”。

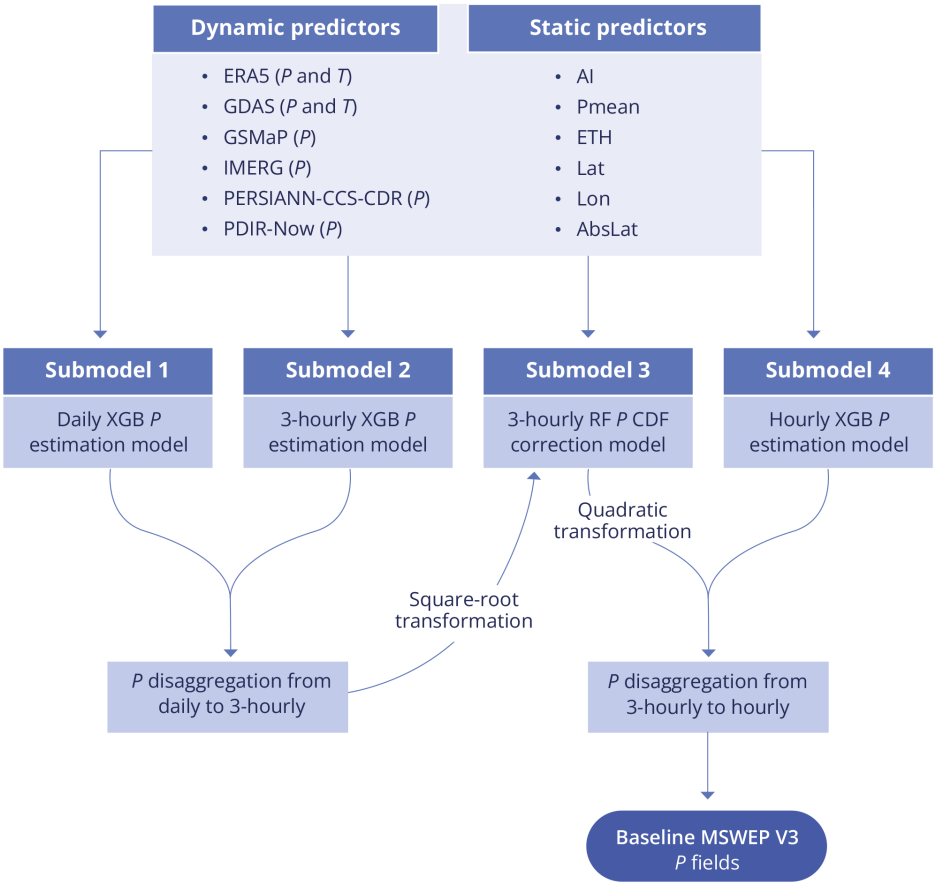


图 1. 用于生成逐小时基线 MSWEP V3 *P* 场的机器学习模型栈流程图。

除日订正外，MSWEP V3 还使用格点GPCC数据（Schneider 等，2017）而非直接的月尺度雨量站观测进行月订正。与其他产品（例如 IMERG-Final；Huffman 等，2019、WFDE5；Cucchi 等，2020、GPCP；Huffman 等，2023，以及 PERSIANN-CCS-CDR；Sadeghi 等，2021）不同，我们排除插值GPCC网格，仅保留包含雨量计观测的网格。随后采用与日订正类似的最优插值方案，同时考虑 *P* 相关长度、雨量计邻近度和雨量计间依赖关系。另行进行长期偏差调整，利用最近四个雨量计的月数据校正平均偏移，权重则由最优插值方案得出。有关月雨量计订正的更多详情，请参见附录A“月尺度雨量计校正流程”。

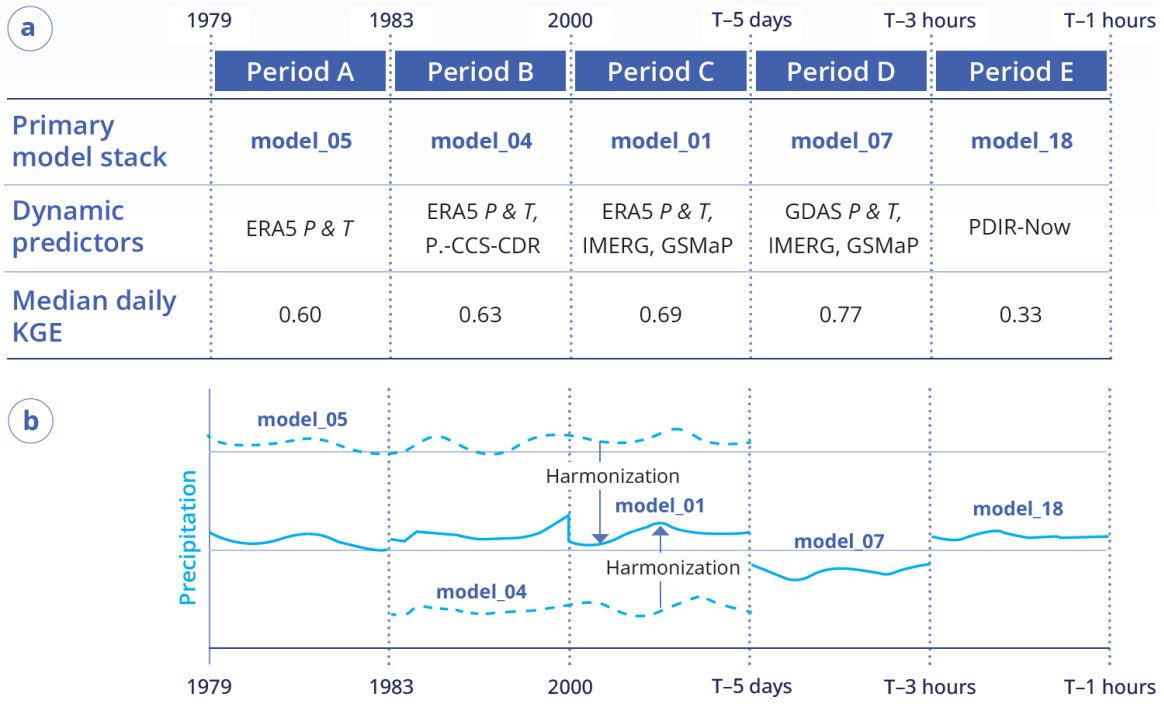


图 2. (a) 针对不同时期和地点采用了不同的机器学习模型堆栈，以考虑动态预测因子可用性方面的时空差异图中还展示了主要机器学习模型堆栈、对应的动态预测因子，以及独立验证的日均克林-古普塔效率（KGE；见表 3）。请注意，如果某个动态预测因子不可用，则在特定时期可能会采用其他模型堆栈。(b) 概念示意图，展示了如何将不同机器学习模型堆栈得出的 P 估算值进行合并，并在历史生产流程中与参考模型（模型 01）进行协调。

f. 基准降水评估

我们使用了随机选取的 15,958 个完全独立的评估雨量计（见附录A“日尺度和小时尺度雨量站观测”），对支撑 MSWEP V3 基准数据的机器学习模型堆栈以及其他 P 产品进行了严格的性能评估。我们采用了多种日尺度和月尺度性能指标，评估 P 时间序列的不同关键方面。附录A“验证指标”详细介绍了各项指标。

g. 雨量站校正方案评估

为评估日尺度雨量计校正流程，采用了留一交叉验证。依次将通过质量控制的 57,666 个日尺度雨量站（见附录A“日雨量计数据

质量控制”）中的每一个站点留出，并将其视为无雨量计站点的位置；校正则利用数据重叠率至少为 70% 的周边日尺度雨量站进行。以留出的雨量计作为参考模型，计算未校正基线与校正后的基准值之间的性能差异。采用日尺度皮尔逊相关系数作为性能指标，因为校正仅针对日变化。

3. 结果与讨论

a. 基准降水验证

使用多种对不同方面的 P 时间序列敏感的日尺度指标，对 15,958 个未参与训练的独立雨量计进行评估，以检验 MSWEP V3 基准数据的表现（第 2f 小节）。在 18 个堆栈（模型 01–模型 18）中，每个堆栈采用不同的动态预测因子组合（表 2），其中位克林-古普塔效率（KGE）从模型 18 的 0.33 到模型 06 的 0.78 不等。模型 18 仅依赖 PDIR-Now，仅用于在 IMERG 和 GSMaP 发布 P 之前估算近实时降水；模型 06 则结合了 GDAS、ERA5、IMERG 和 GSMaP（表 3 和图 2）。参考堆栈模型 01 纳入了三个动态预测因子（ERA5、IMERG、GSMaP），覆盖记录时间范围最大（2000 年至当前日期前 5 天），其中位 KGE 为 0.69，峰值偏差极小（$B_{\text{peak}} = 2.1\%$），对湿润日的降水略有低估（$B_{\text{wet days}} = -6.7$ 天），且事件检测能力较强（$\text{CSI}_{10\,\text{mm}} = 0.42$）。相比之下，仅依赖单一动态预测因子的堆栈（例如模型 14 和模型 05）中位 KGE 相对较低（分别为 0.58 和 0.60），峰值偏差较大（–6.1% 和 +8.7%），$\text{CSI10}_{,\text{mm}}$ 也较低（0.31 和 0.36）。

与其他（准）全球格点 P 产品相比，针对15,958个独立评估雨量计，MSWEP V3 基准数据在几乎所有指标上均表现更优（表3）。参考堆栈模型 01（日尺度KGE中位数为=0.69）在18个模型排名中大致处于中游，但仍超过所有其他产品，后者的KGE中位数介于0.17（PERSIANN-CCS）至0.65（GDAS）之间。就KGE而言，它也优于广泛使用的未经雨量计校正的产品，例如CHIRP（0.31）、ERA5（0.61）、GSMaP V8（0.38）和IMERG-L V7（0.46）。在除MSWEP V3以外的所有产品中，GDAS表现最佳。然而，作为一种不断演进的业务化大气分析，其高性能仅适用于2021年及以后（在美国国家海洋和大气管理局全球预报系统——GFS——升级至V16之后）。模型 01 的表现也优于

直接纳入雨量计观测的产品，包括CHIRPS（KGE为0.36）、CPC Unified（0.54）和IMERG-F V7（0.62）。CHIRPS采用5日订正，IMERG采用月尺度校正，这在本次日尺度评估中收益有限。最后，模型 01 的表现优于采用日尺度雨量站订正的先前MSWEP版本（V2.8）（KGE中位数为=0.67）。这些结果凸显了多源机器学习方法在减轻偏差并刻画全球多样 *P* 动态方面的价值（参见Hussein 等（2022）、Dotse 等（2024）、Papacharalampous 等（2023）、Xu 等（2024）的综述）。

b. 降水相关长度

图3b显示了基于 MSWEP V3 基准数据的全球每日 *P* 空间相关长度（即衰减至 1/e 的距离）（附录A“降水相关长度估算”）。这些长度概括了每日 *P* 场的异质性，并控制在校正邻近网格单元时，雨量计的校正影响随距离衰减的速度。全球平均相关长度为289千米；所有陆地（不包括南极洲）的平均值为262千米；海洋上的平均值为300千米。在所有陆地上，相关长度范围为145千米（第10百分位数）至342千米（第90百分位数），中位数为281千米。短相关长度（< 200 千米）表明空间事件尺度较小、雨量计的空间影响有限，主要分布在非洲干旱地区、东南亚群岛以及安第斯山脉北部和兴都库什山脉等山地带；这些地区的 *P* 主要受局地深对流和强烈地形强迫控制（Schumacher 和 Funk，2023；Roe，2005）。高纬度冰雪覆盖地区（如格陵兰和南极洲）的短相关长度，可能反映了发生频率较低且彼此孤立的 *P* 事件，这些事件仅局限于少数网格单元。长相关长度（> 350 千米）反映了较大的事件尺度和更广泛的雨量计影响，主要分布在美国东部、西欧、加拿大西海岸沿线、智利中部、东亚东部和澳大利亚南部；在这些地区，中纬度锋面和大气河会产生广泛的天气尺度层状 *P* （Schumacher 和 Funk，2023）。

先前绘制 *P* 相关长度空间分布的研究包括 Funk 等（2015b）、Smith 等（2005）、Kursinski 和 Mullen（2008）、Touma 等（2018）以及 Fan 等，2021。我们的结果总体上与这些研究一致，但由于数据来源、 *P* 累积时段、 *P* 阈值和研究时段存在差异，出现不同结果也是预期之中的。特别是，基于卫星和/或再分析数据的估算（例如我们基于 MSWEP V3 基准数据的估算）可能

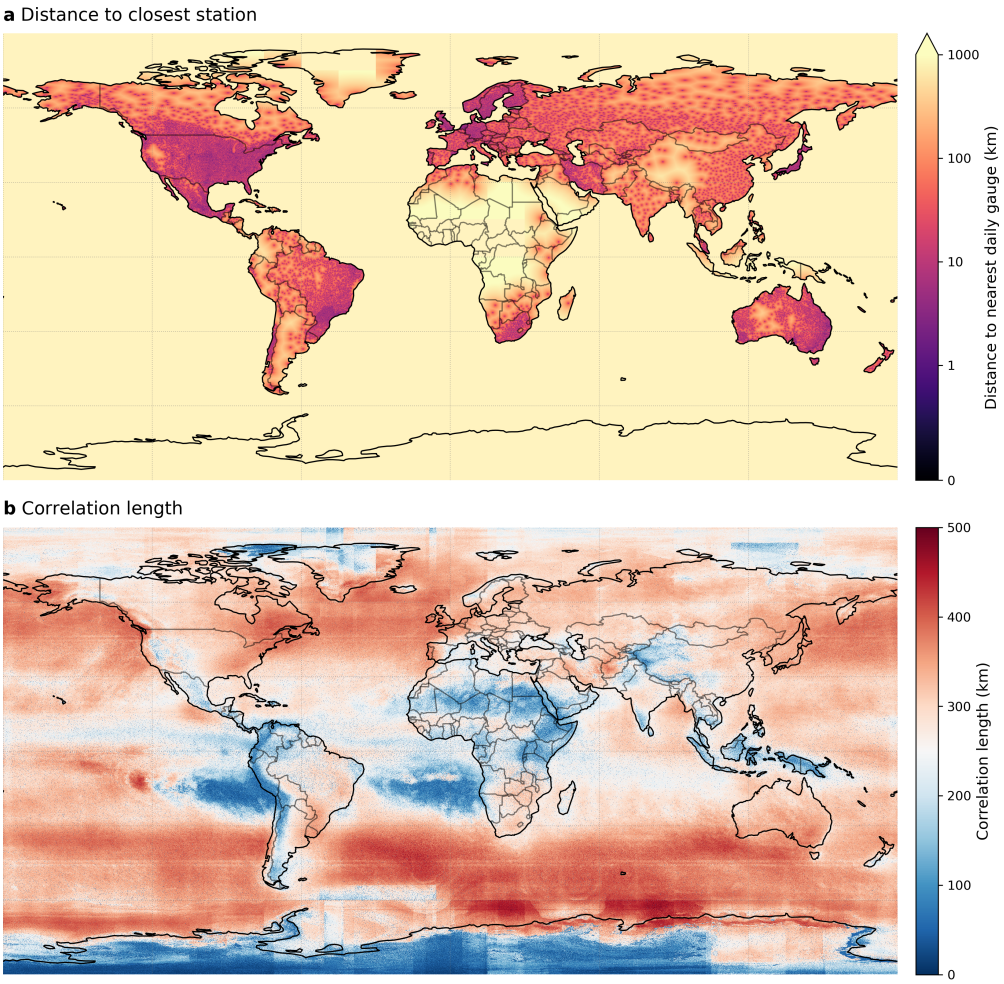


图3。(a) 通过质量控制并用于日雨量计订正过程的最近日雨量计的距离（n = 57,666；附录A“日雨量计数据质量控制”）。(b) P 基于基线MSWEP V3的相关长度（附录A，“降水相关长度估算”）。

会得到更长的相关长度，这是因为其有效分辨率较低（Kottek 和 Rubel，2007年）。大多数研究计算了季节性长度；我们没有这样做，因为这会引入随时间变化的雨量计影响，并损害经过雨量计校正的 MSWEP V3 的均一性。尽管已有研究记录了山脉沿线和盛行风方向上的各向异性（例如 Kursinski 和 Mullen，2008；Chen 等，2016；Fan 等，2021），我们仍假设各向同性（不存在方向依赖性）。在未来的 MSWEP 发布版本中，可以探索纳入各向异性。

c. 雨量计报告时间

报告时间因时区、国家和地区而有很大差异，具体取决于当地的观测惯例（Yang 等，2020a）。图 4 显示了根据逐小时 MSWEP V3 基准数据 P 估算得出的 GHCN-D 和 GSOD 数据库的每日报告时间偏移（相对于协调世界时午夜的小时数）。对于 GHCN-D（图 4a），加拿大、墨西哥和非洲南部大部分地区的偏移超过 $+10$ 小时；西欧约为 $+8$ 小时；美国大部分地区、欧洲东部、东非、俄罗斯和东亚约为 -10 小时；非洲西部约为 -16 小时；印度约为 -20 小时；澳大利亚为 < -24 小时。对于 GSOD（图 4b）——其自动雨量计官方报告的是协调世界时 00:00–24:00 的累计量——推算出的偏移均为负值，因地区而异，约为 -4 至 -20 小时。这表明 GSOD 的每日累计量仍包含前一天的 P，与官方文档一致（NOAA NCEP 2020）。

我们的报告时间与先前的全球分析结果（Beck 等（2019a））一致，也与美国（Belcher 和 DeGaetano，2005）、欧洲（Overeem 等（2023））、中东（Wang 等，2025）、亚洲（Yatagai 等，2020）和澳大利亚（Contractor 等，2015）的区域研究一致。尽管 IMERG 等卫星产品以及由此得到的 MSWEP V3 会更早探测到 P 事件的开始、峰值和结束（平均分别提前 26、17 和 7 分钟）——原因在于地表 P 出现之前的冰散射特征以及未校正的视差偏移（Li 等，2023）——但这些差异过小，不足以对所推断的报告时间产生实质性影响。

日降水报告时次存在显著变异——既存在于国家之间和国家内部，也存在于不同数据来源之间——因此在训练机器学习模型、应用雨量计订正以及利用日尺度雨量站观测评估 P 产品时，必须明确加以考虑。为说明考虑报告时间的影响，使用标准的 00:00–24:00 协调世界时 IMERG-L V7 日总量，在 15,959 个训练站点上得到的平均皮尔逊相关系数为 0.41。当 IMERG-L V7 日总量与各站点的实际报告时间对齐后，相关系数升至 0.52。这相当于解释方差大幅增加 49%（$100 \times {}^{0}{}_{.0}{}^{52^{2}}{}_{.41^{2}} - 100$）。尽管如此，大多数研究既不报告也不考虑雨量计报告时间。

d. 日尺度雨量计校正

全球日雨量计的空间分布极不均匀。图 3a 展示了经过质量控制后到最近日雨量计的距离（$n = 57,666$；参见附录A“日

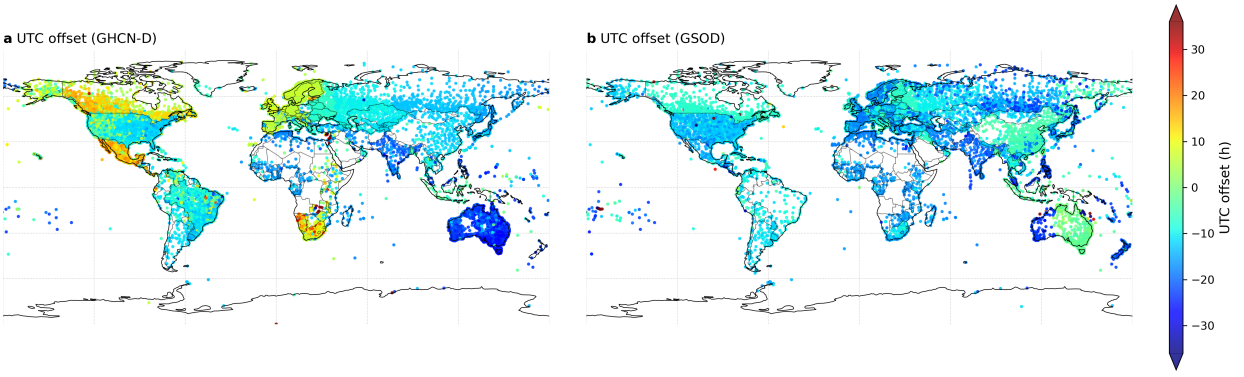


图4. (a) GHCN-D 和 (b) GSOD 中日尺度雨量站的推断报告时间偏移（相对于协调世界时午夜的小时数）。例如，偏移量为 –6 h 表示日累计值的时间跨度为前一日协调世界时 18:00 至当日协调世界时 18:00。通过最大化与小时尺度 MSWEP V3 基准数据的一致性来推断报告时间（附录A“日雨量计数据质量控制”）。

雨量计数据质量控制”）。全球所有陆地（不包括南极洲）的距离中位数为 78.7 km，全球陆地面积（不包括南极洲）中，只有 21.2% 的区域在 25公里范围内设有日雨量计。欧洲、伊朗、澳大利亚东部、美国本土、墨西哥、巴西东南部、南非和日本的部分地区距离较短（< 20 千米）。非洲大部分地区（南非除外）、高纬度北部地区（> 60°N；斯堪的纳维亚除外）、青藏高原、阿拉伯半岛以及南美洲部分地区（哥伦比亚、厄瓜多尔、秘鲁、玻利维亚、巴拉圭和阿根廷）则以较长距离（> 100 千米）为主。这些格局反映了长期存在的社会经济和后勤条件差异——发达国家中纬度地区观测网络密集，而热带地区、复杂地形和沙漠的大部分区域覆盖稀疏——导致大片地区在日尺度验证和基线订正中代表性不足（Kidd 等（2017））。请注意，该地图主要依据全球档案（GHCN-D 和 GSOD）绘制，因此表面上较低的雨量计密度可能反映的是这些数据库收录不完整，而非各国观测网络稀疏。

我们采用留一交叉验证评估基于最优插值的日雨量计校正方案的有效性。对于每个雨量计（$n = 57,\ 666$），我们暂不使用其观测数据，将其位置视为无雨量计覆盖区域，并计算日时间相关性的变化（Δr_{dly}；图5d；第2g小节）。我们重点关注r_{dly}，因为日尺度雨量计校正流程旨在改善日变化（附录A“日尺度雨量计校正流程”）。 Δr_{dly}的中位数为 +0.09（第10百分位数： +0.02；第90百分位数： +0.20）。尽管与

最近可用雨量计的距离相对较短（距离中位数：14千米；平均值：19千米），但由于基线表现本已较好（中位数 $r_{\mathrm{dly}} = 0$。67），平均改进幅度仍然有限。对许多雨量计而言，改进微乎其微；这主要反映了附近雨量计数量不足，而非方法失效。改进幅度最大的地区是网络密集的地区——欧洲、美国、澳大利亚和巴西东南部。如果忽略报告时间，并假定日累计量代表协调世界时00:00–24:00，雨量计校正带来的表面改进幅度将大得多，因为基线表现看起来会差得多。这进一步凸显了明确考虑雨量计报告时间偏移的重要性（第3c小节）。

其他利用日尺度雨量站观测校正基线 P 场的研究，分别聚焦于中国的单个流域 Hu 等（2015）、整个巴西 Rozante 等（2010）、智利 Baez-Villanueva 等（2020）以及中国 Lei 等（2022）。这些研究依赖的是日尺度（而非小时尺度）基线产品——大多为基于卫星的产品——且未明确考虑报告时间偏移。此外，仅 Baez-Villanueva 等（2020）发布了相应的可下载数据集。

为探究雨量计邻近度如何影响性能提升，我们分析了基线r_{dly}、经雨量计校正的结果r_{dly}及两者之差（Δr_{dly}）与最近的雨量计距离之间的关系，并针对五种主要的柯本–盖格气候类型（A–E；图 5a、b）拟合分段回归。正如预期，雨量计距离越短，性能提升越大。在距离非常短时（< 10 千米），热带（A）气候的提升最大（中位数 Δr_{dly} 为 +0.22），而寒带（D， +0.10）气候的提升最小；其他类型介于两者之间。这与基线表现一致：热带地区的基线r_{dly} 最低（中位数 0.41），因此有更大的提升空间；寒带和温带气候的基线表现最高（中位数 0.74），因此提升空间较小。在较远距离（> 20 千米）下，不同气候区之间的提升差异基本消失，这可能是因为热带地区的相关长度（中位数 245 千米）短于寒带地区（中位数 315 千米；图 3b）。在所有气候带中，雨量计距离较短时的基线表现略高。虽然这看似有悖直觉，但可能是因为较短距离通常出现在监测较完善的地区，这些地区有更多观测数据被同化到 ERA5 中，因此基线表现更好。据我们所知，此前没有研究明确评估过校正后性能随……的变化。

雨量计距离的函数，尽管一些研究通过改变雨量计密度评估了性能变化（例如，Rozante 等（2010）；Hu 等，2015年；Baez-Villanueva 等，2020年）。

与 MSWEP V3 类似，其他若干格点 *P* 数据集也会利用日尺度雨量站观测对逐小时基线 *P* 场进行订正，例如 PERSIANN-CCSA（Boushaki 等（2009））、EURADCLIM（Overeem 等（2023））、GSMaP Gauge（Mega 等（2014））以及 MERRA-2（Gelaro 等（2017）；Reichle 等（2017））。然而，这些数据集所采用的订正方法仍有改进空间。GSMaP Gauge 和 MERRA-2 未纳入依赖雨量计距离的加权，这会降低其在稀疏雨量站覆盖地区的表现。GSMaP Gauge、PERSIANN-CCSA 和 MERRA-2 完全忽略了 *P* 相关长度尺度（见第 3b 小节），而 EURADCLIM 则采用单一固定的相关长度，可能导致订正效果欠佳。此外，PERSIANN-CCSA 和 GSMaP Gauge 未明确考虑雨量计报告时间，从而导致每日基准值与雨量计 *P* 总量之间出现时间不匹配（见第 3c 小节）。

e. 全球 *P* 气候态与趋势

图6展示了由最终的经雨量计校正的 MSWEP V3 产品得出的年平均 *P*、年最大日 *P* 和年湿日数的全球气候态及趋势（1979–2020年）。所有陆地（不包括南极洲）的年平均 *P* 为 825 mm yr^{-1}（图6a），与 GPCC V2015 的估算值 792 mm yr^{-1} 相近（Beck 等（2020a））。这一一致性在预期之中，因为 MSWEP V3 使用 GPCC 进行偏差校正（附录A“月尺度雨量计校正流程”）。这两种估算可能都偏保守（Beck 等（2020a）），原因是：(i) GPCC 依赖雨量计，而这些雨量计在山区往往更多地设于低海拔地区（Briggs 和 Cogley（1996）；Schneider 等（2014）；Kidd 等（2017））；(ii) 由于风致漏测，雨量计可能会低估 *P*，幅度最高可达 90%（Groisman 和 Legates（1994）；Sevruk 等（2009）；Rasmussen 等（2012））。总体而言，其空间格局与其他针对平均 *P*（Funk 等（2015a）；Fick 和 Hijmans（2017）；Karger 等（2017））、极端 *P*（例如 Alexander 等（2020）；Dunn 等（2022））以及 *P* 频率（例如 Sun 等（2006）；Dietzsch 等（2017））的基于雨量计的评估一致。MSWEP V3 中所有陆地（不包括南极洲）的年最大日 *P* 平均值为 58 mm d^{-1}（图6c），高于全球雨量计与机器学习驱动的 PPDIST 数据集（V1.0；Beck 等（2020b））估算的 46 mm d^{-1}，这主要是由于热带最大值较高。年湿日平均数

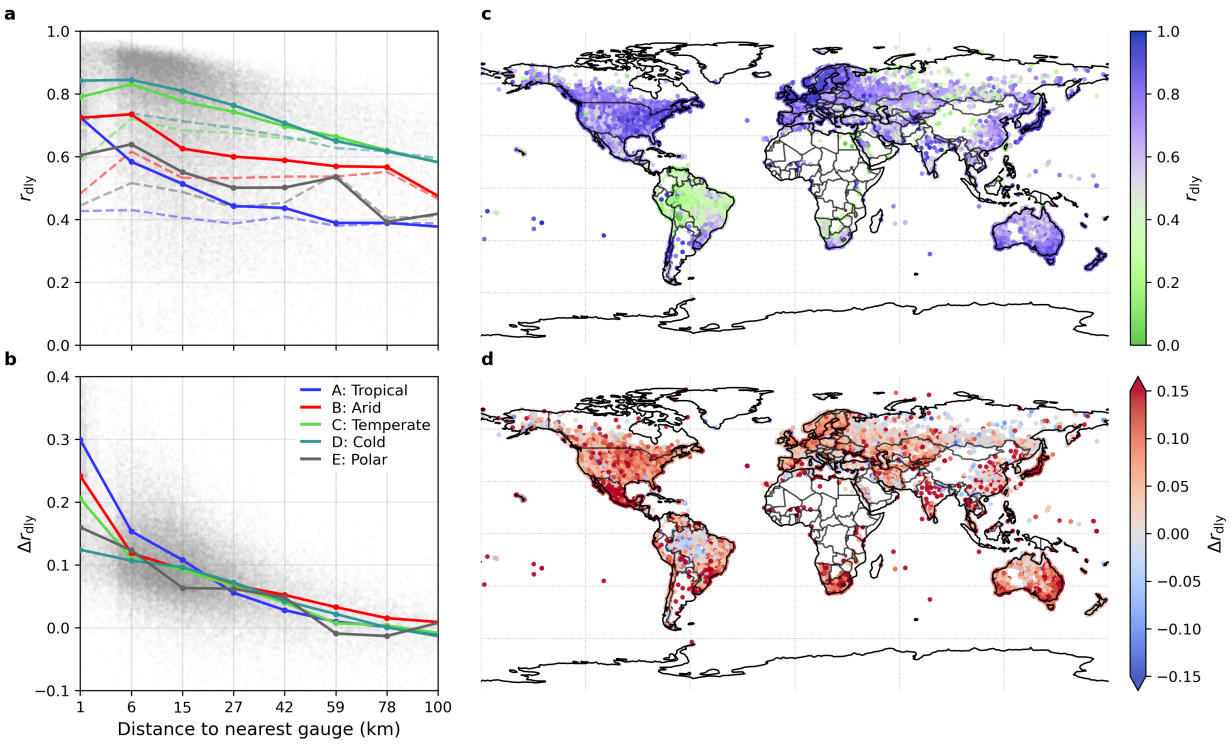


图5。（a）基线的日时间相关性（r_{dly}）经雨量计校正后与距最近雨量计距离的关系。每个灰色点（$n = 57,666$）代表一个雨量计；其校正后r_{dly} 是利用周边雨量计进行评估的（附录A“日尺度雨量计校正流程”）。实线表示各主要 K¨oppen-Geiger 类别的校正后r_{dly} 分段回归拟合线（Beck 等人（2023））；虚线表示基线（未校正）r_{dly}的拟合线。 x轴上的刻度标签标示分段回归所用的断点。（b）雨量计校正后r_{dly} 的变化（Δr_{dly}）与距最近雨量计距离的关系。每个灰色点（$n = 57,666$）表示校正后与基线r_{dly}之差；实线表示各 K¨oppen-Geiger 类别的分段回归拟合线。（c）雨量计位置处评估得到的校正后日时间相关性（r_{dly}）的全球分布。（d）雨量计校正导致的日时间相关性变化（Δr_{dly}）的全球分布。

（$P \geq 0.5$ 毫米/天$^{-1}$）的陆地（不包括南极洲）平均值为 94 天（图 6e），略高于 PPDIST 估算的 80 天，这同样主要是由于热带降雨频率较高。与 PPDIST 的差异可能源于：（i）卫星输入数据不同（PPDIST 使用 IMERG V06；MSWEP V3 使用 IMERG V7 和 GSMaP V8）；（ii）对时间自相关的高估，这种高估是融合多个 P 数据集造成的，并导致每日 P 量偏高。

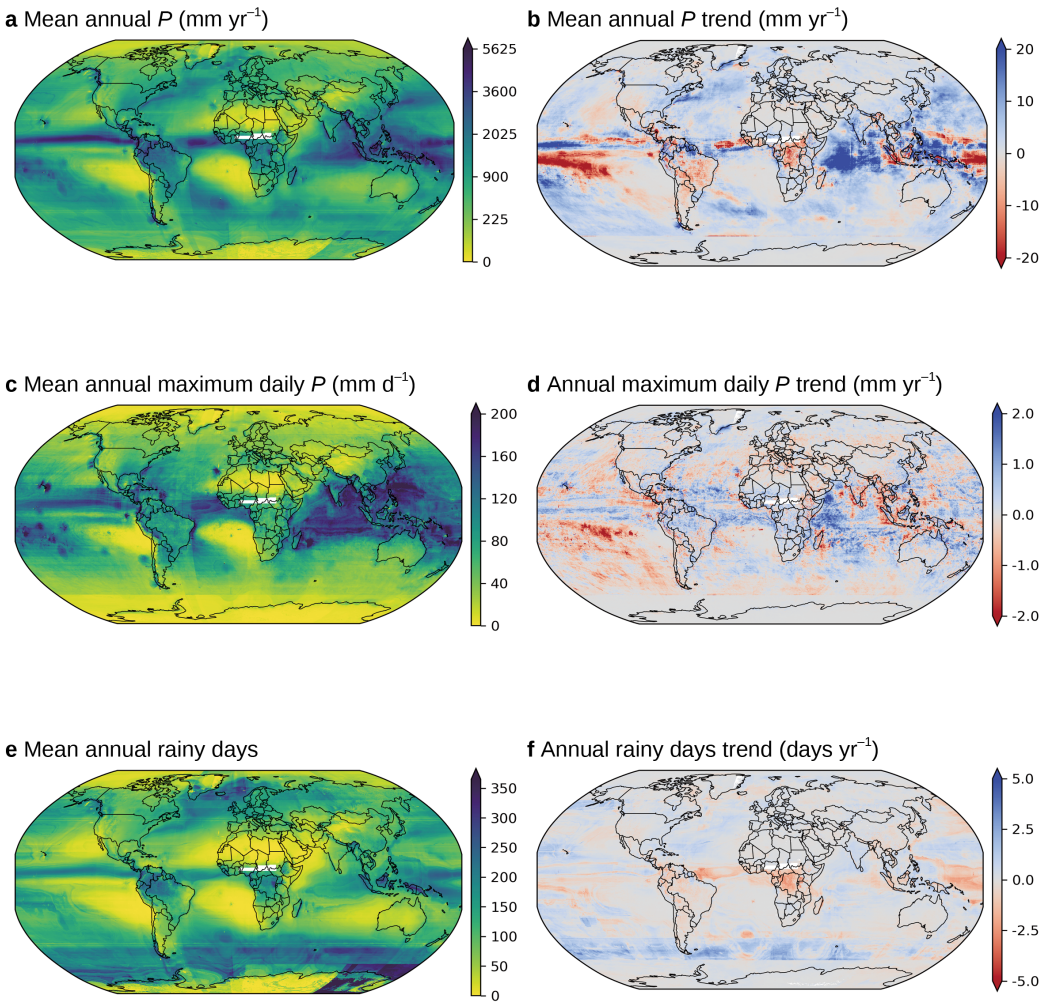


图 6. 基于 MSWEP V3 *P* 产品得出的平均值和趋势值（1979–2024），分别对应：(a–b) 年平均 *P*，(c–d) 年最大日 *P*，以及 (e–f) 年湿日数（阈值为 0.5 mm d^{-1}）。请注意，面板 (a) 使用非线性色标。

长期趋势图（1979–2024）显示， *P* 特征的变化模式复杂（图 6b、d、f）。所有陆地（不包括南极洲）的年平均 *P* 趋势为 +0.13 毫米/年$^{-2}$，表明总体没有显著变化。相比之下，年平均最大日 *P* 增加了+0.07 毫米/天$^{-1}$ 年$^{-1}$，湿日平均数量则以每年 –0.03 天的速度减少，这与水汽输送增强的趋势一致（Trenberth 2011年；Giorgi 等，2019年）。区域趋势各有不同

格局显而易见，大体与其他全球趋势评估一致（例如，Adler 等，2018；Sun 等，2021；Gu 和 Adler，2023）。年最大日 *P*以及干旱地区年平均 *P* 的趋势应谨慎解读，因为存在显著的年际变率，且雨量计、卫星和再分析输入之间存在重要的观测不确定性（Beck 等，2017、2019b；Abbas 等，2025；Wang 等，2025）。例如，中非明显的负趋势反映了ERA5所同化观测系统的变化（Hersbach 等，2020；Gleixner 等，2020）。在海洋和高纬度地区会出现伪影，因为缺乏雨量计迫使机器学习模型将基于陆地的关系外推至没有观测约束的地区，从而可能产生虚假的空间格局。

4. 结论

MSWEP V3代表MSWEP系列演进中的下一代产品，提供自1979年至今的全球逐小时0.1° *P* 记录，时效为 ~2小时。基线 *P* 估计由机器学习模型堆栈生成，该模型堆栈纳入卫星和（再）分析 *P* 和 *T* 预测因子，以及静态地理、地形和气候预测因子。这些基线估计通过最优插值方案，利用日和月雨量计数据进行校正；该方案考虑了雨量计邻近度、报告时间、雨量计间依赖关系和空间相关结构。以下几点总结了主要结论，每一点分别对应“结果与讨论”中的一个具体小节：

1. 逐小时 MSWEP V3 基准数据 *P* 场采用 18 种不同的机器学习模型堆栈生成，并通过 15,958 个未参与训练的独立雨量计进行评估。参考堆栈模型 01 覆盖 2000 年至距今 ~5 天的时段，其中位克林-古普塔效率（KGE）达到 0.69，展现出较强的事件检测能力，峰值偏差也极小。尤为重要的是，它优于评估的其他 18 种网格化 *P* 产品，包括未经雨量计校正的产品（如 CHIRP、ERA5、GSMaP V8 和 IMERG-L V7），甚至优于直接纳入雨量计观测的产品（如 CHIRPS、CPC Unified 和 IMERG-F V7），以及前一版本 MSWEP V2.8。这些发现彰显了 MSWEP V3 多源机器学习方法在准确捕捉全球各类 *P* 动态并减少偏差和误差方面的成效。尽管表现出色，仍需进一步开展区域性

利用独立雨量计观测进行验证，并通过水文模拟开展补充评估。

2. 我们根据基线 *P* 场计算了全球日尺度 *P* 相关长度，作为基于最优插值的雨量计校正所需的输入。非洲干旱地区、东南亚群岛和山地带的相关长度较短，这些地区以局地深对流和／或地形强迫为特征。相较之下，美国东部、西欧、加拿大西海岸、智利中部、东亚和澳大利亚南部的相关长度较长，这些地区的天气尺度系统和大气河会产生范围广阔的 *P* 场。在海洋上，相关长度在副热带东部流域边缘和热带辐合带内最短，在 ~30°以极向的区域最长。

3. 我们通过识别能使逐小时基线 *P* 数据与雨量计观测之间相关性达到最大的时间偏移，推断了全球所有日尺度雨量站的报告时间偏移（相对于协调世界时午夜的小时数）。GHCN-D数据库中的偏移从显著为正（加拿大、墨西哥、非洲南部）到显著为负（美国、欧洲东部、俄罗斯、东亚，尤其是印度和澳大利亚）不等；而GSOD雨量计虽按官方规定报告协调世界时00:00–24:00的数据，却一致存在负偏移（约–4至–20小时），这意味着其累计值包含了前一天的 *P* 。在训练机器学习模型、应用校正以及评估基于雨量计的产品时，考虑这些报告时间至关重要，但其他研究很少对此加以考虑。

4. 全球雨量计覆盖极不均衡——发达国家中纬度地区覆盖密集，而非洲、高纬度地区、复杂地形和沙漠地区覆盖稀疏。留一法检验表明，与 MSWEP V3 基准数据相比，基于最优插值的雨量计校正方案使日时间相关性中位数 Δr_{dly} 提高了 +0.09（第 10 和第 90 百分位数分别为 +0.02 和 +0.20；基准数据中位数为 r_{dly}=0.67）；雨量计密集地区的提升最大，而雨量计距离较远的地区变化可以忽略不计。改进效果不仅取决于雨量计密度，也取决于气候区。在雨量计距离较短时（< 10 千米）， Δr_{dly}在热带地区增幅最大（+0.23），在寒冷气候区增幅最小（+0.10），这是因为与寒冷和温带地区相比，热带地区的相关长度更短，基线表现也较低。当距离超过 ~20 千米后，不同气候类型的改进幅度趋于一致。

5. MSWEP V3 再现了全球平均值、极端值和频率相关 *P*的既有分布格局；与 PPDIST 相比，其热带极端降水和湿日数更高，这可能归因于更新后的卫星输入数据，以及融合多个数据集带来的时间自相关增强。1979–2024年的趋势分析显示，全球年平均 *P*变化极小，但年最大日 *P* 略有增加，湿日频率略有下降，这与大气水汽输送增强相一致。区域趋势格局总体上与以往的全球评估结果一致，但观测不确定性仍然较大，尤其是在干旱地区和／或雨量站覆盖稀疏的地区。

总体而言，MSWEP V3 为全球及区域范围内的研究人员、专业人士和政策制定者提供了应对多项紧迫环境与社会经济挑战所需的信息。该产品提供高分辨率的历史资源和近实时资源，旨在支持广泛的应用，包括水资源管理、水文模拟、农业规划、水文变化与极端事件的检测、减少灾害风险以及气候研究。MSWEP V3 可在 www.gloh2o.org/mswep 获取。

TABLE 1. Overview of quasi- and fully-global products used in this study. Spatial coverage is denoted as "Global" for full global coverage (including oceans) and "Land" for land-only products. "Utilization" indicates whether a product was used only for evaluation or also as a dynamic predictor in the ML models for generating MSWEP V3 baseline *P* fields. Version information is unavailable for most products. Abbreviations: *P* = precipitation; *T* = temperature; S = satellite; G = gauge; Re = reanalysis; A = analysis; NRT = near-real-time; Pred = used as predictor; Eval = used for evaluation.

				Resolution		Coverage				
Data	Version	Variables	Data Source	Temporal	Spatial	Temporal	Spatial	Time Latency	References/URL	Utilization
IMERG-E	V07	*P*	S	30 min	0.1°	2000–NRT	60° N/S	~4 hours	Huffman et al. (2019)	Eval, Pred
IMERG-L	V07	*P*	S	30 min	0.1°	2000–NRT	60° N/S	~12 hours	Huffman et al. (2019)	Eval, Pred
IMERG-F	V07	*P*	S, G	30 min	0.1°	2000–NRT	60° N/S	~3 months	Huffman et al. (2019)	Eval
GSMaP-NRT	V8	*P*	S	Hourly	0.1°	2000–NRT	60° N/S	~4 hours	Kubota et al. (2020)	Eval, Pred
GSMaP-MVK	V8	*P*	S	Hourly	0.1°	2000–NRT	60° N/S	~3 days	Kubota et al. (2020)	Eval, Pred
ERA5	/	*P*	Re	Hourly	0.25°	1940–NRT	Global	~5 days	Hersbach et al. (2020)	Eval, Pred
ERA5	/	*T*	Re	Hourly	0.25°	1940–NRT	Global	~5 days	Hersbach et al. (2020)	Pred
GDAS	/	*P*	A	Hourly	0.25°	2001[1]–NRT	Global	~3–6 hours	[2]	Eval, Pred
GDAS	/	*T*	A	Hourly	0.25°	2001[1]–NRT	Global	~3–6 hours	[2]	Pred
PDIR-Now	/	*P*	S	Hourly	0.04°	2000–NRT	60° N/S	~100 minutes	Nguyen et al. (2020)	Eval, Pred
PERSIANN-CCS-CDR	/	*P*	S, G	3-hourly	0.04°	1983–2021	60° N/S	/	Sadeghi et al. (2021)	Eval, Pred
JRA-3Q	/	*P*	Re	3-hourly	~40 km	1947–NRT	Global	~3 days	Kosaka et al. (2024)	Eval
CMORPH-RAW	/	*P*	S	30 min	~8 km	2019–NRT	60°N/S	~4 hours	Joyce et al. (2004)	Eval
CMORPH-RT	/	*P*	S	30 min	~8 km	2019–NRT	60°N/S	~4 hours	Xie et al. (2017)	Eval
PERSIANN-CCS	/	*P*	S	Hourly	0.04°	2003–NRT	60° N/S	~90 minutes	Hong et al. (2004)	Eval
CPC Unified	/	*P*	G	Daily	0.5°	1979–NRT	Land	~1 day	Chen et al. (2008)	Eval
SM2RAIN-CCI	/	*P*	S	Daily	0.25°	1998–2015	Land	/	Ciabatta et al. (2018)	Eval
SM2RAIN-ASCAT	/	*P*	S	Daily	0.1°	2007–2021	Land	/	Brocca et al. (2019)	Eval
SM2RAIN-GPM	/	*P*	S	Daily	0.25°	2007–2018	Land	/	Massari et al. (2020)	Eval
CHIRP	V2	*P*	S, Re, A	Daily	0.05°	1981–NRT	Land, 50° N/S	~6 days	Funk et al. (2015b)	Eval
CHIRPS	V2	*P*	S, G, Re	Daily	0.05°	1981–NRT	Land, 50° N/S	2 weeks	Funk et al. (2015b)	Eval
MSWEP	V2.8	*P*	S, G, Re, A	3-hourly	0.1°	1979–NRT	Global	~3 hours	Beck et al. (2019a)	Eval
MSWEP	V3.15	*P*	S, G, Re, A	Hourly	0.1°	1979–NRT	Global	~2 hours	This study	Eval

[1] We only considered data from 2021 onward, when the Global Forecast System (GFS) used to produce GDAS was upgraded to V16.
[2] `www.ncei.noaa.gov/products/weather-climate-models/global-data-assimilation`.

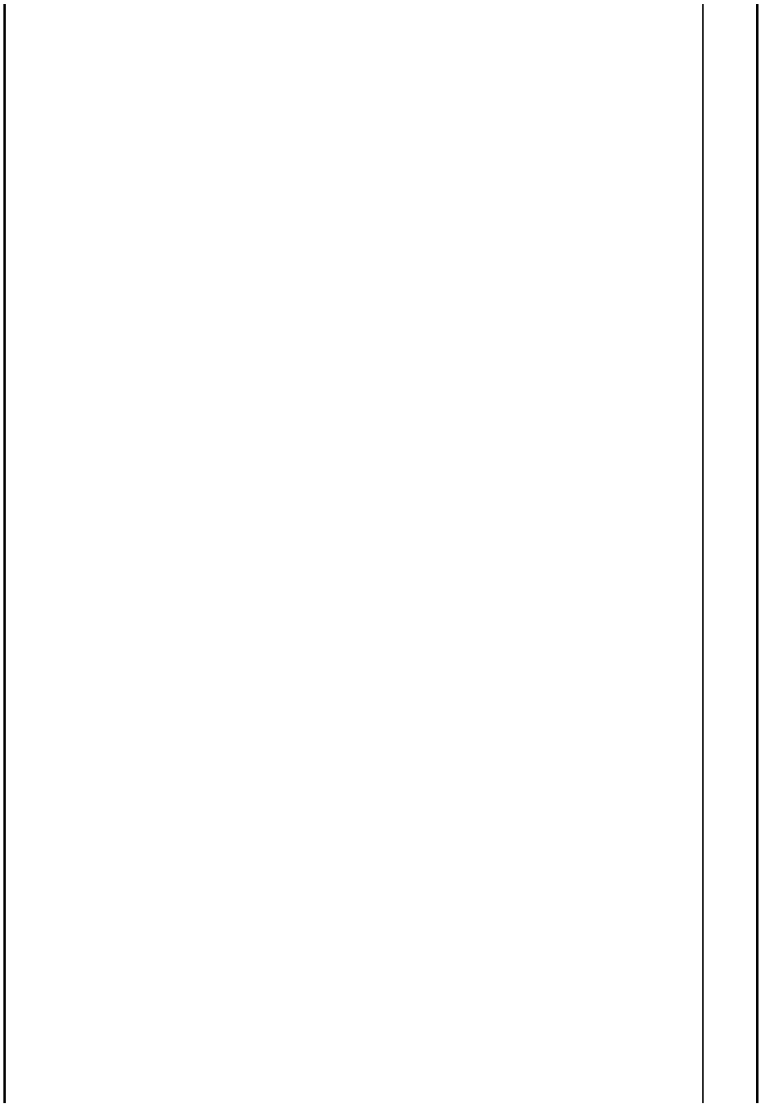


表3. MSWEP V3 底层机器学习模型（模型 01–18；协调步骤之前）及其他最先进的 P 产品的性能，按 KGE 中位数降序排列。数值表示全球所有独立评估雨量站的中位数。由于 P 产品涵盖的时间段各不相同，各产品的评估数据也有所不同。单位： B_{peak} 以 % 表示， $B_{\text{wet days}}$ 以天表示。N_{obs} 表示用于计算各中位数得分的雨量计数量。

	KGE	r_{dly}	β	$\lvert\beta-1\rvert$	γ	$\lvert\gamma-1\rvert$	r_{mon}	B_{peak}	$\lvert B_{\text{peak}}\rvert$	$B_{\text{wet days}}$	$\lvert B_{\text{wet days}}\rvert$	$\text{CSI}_{10\,\text{mm}}$	N_{obs}
模型 06	0.78	0.84	0.98	0.09	1.05	0.07	0.90	1.74	13.20	-9.74	12.53	0.41	9370
模型 07	0.77	0.82	0.97	0.09	1.03	0.07	0.89	0.00	13.44	-6.67	10.16	0.39	9370
模型 08	0.77	0.83	0.97	0.09	1.06	0.08	0.89	1.61	13.75	-11.17	14.10	0.44	10882
模型 09	0.76	0.82	0.97	0.09	1.05	0.08	0.89	1.65	13.73	-10.10	12.98	0.39	9370
模型10	0.76	0.82	0.97	0.09	1.03	0.07	0.88	0.00	13.82	-7.59	11.90	0.42	10882
模型11	0.75	0.80	0.98	0.09	1.03	0.07	0.87	0.00	13.75	-7.75	11.55	0.37	9370
模型16	0.70	0.78	0.98	0.09	1.09	0.11	0.88	7.74	16.54	-14.89	17.72	0.39	10882
模型15	0.70	0.76	0.97	0.10	1.04	0.08	0.86	0.04	14.76	-8.58	12.78	0.33	9338
模型02	0.69	0.76	0.97	0.09	1.05	0.08	0.85	2.50	12.43	-8.72	14.19	0.44	14226
模型 01	0.69	0.76	0.98	0.09	1.04	0.07	0.86	2.10	11.24	-6.74	12.76	0.42	12688
模型 03	0.68	0.75	0.98	0.09	1.04	0.07	0.86	1.63	11.72	-6.56	13.09	0.40	12688
MSWEP V2.8	0.67	0.76	0.97	0.10	0.85	0.15	0.86	-20.61	21.55	23.99	24.89	0.40	14218
模型 17	0.67	0.73	0.97	0.10	1.06	0.09	0.84	2.72	16.28	-11.17	14.59	0.34	10882
GDAS	0.65	0.73	1.03	0.14	0.89	0.12	0.84	-9.44	17.66	17.82	20.93	0.34	10882
模型 12	0.63	0.69	0.98	0.09	0.98	0.06	0.75	-3.59	11.95	1.85	11.34	0.34	12688
模型 04	0.63	0.70	0.97	0.10	1.07	0.10	0.85	4.65	14.80	-9.51	15.62	0.36	12682
IMERG-Final V7	0.62	0.71	1.02	0.11	0.99	0.14	0.88	2.50	13.30	2.89	28.30	0.38	14226
模型13	0.61	0.66	0.97	0.09	0.98	0.07	0.71	-4.50	13.04	3.54	12.70	0.34	14226
ERA5	0.61	0.70	1.03	0.11	0.84	0.16	0.84	-17.47	19.05	25.55	25.90	0.37	14226
模型05	0.60	0.67	0.98	0.10	1.09	0.12	0.82	8.71	18.28	-12.99	17.11	0.36	14226
模型14	0.58	0.64	0.97	0.10	0.96	0.07	0.72	-6.09	13.00	-1.16	17.13	0.31	12687
JRA-3Q	0.57	0.67	1.06	0.14	0.84	0.16	0.81	-16.33	18.77	16.43	19.85	0.35	14226
CPC Unified	0.54	0.63	0.88	0.18	0.95	0.11	0.83	-18.18	19.61	3.22	23.92	0.30	13754
SM2RAIN-SMOS	0.52	0.67	0.95	0.13	0.72	0.28	0.76	-35.94	36.36	31.60	33.08	0.31	11940
IMERG-Early V7	0.47	0.65	0.88	0.23	1.03	0.19	0.71	-5.70	18.44	2.58	34.28	0.31	14226
IMERG-Late V7	0.46	0.67	0.86	0.24	1.08	0.20	0.71	-3.45	18.24	-7.05	32.17	0.32	14226
GSMaP V8	0.38	0.61	0.99	0.21	1.27	0.29	0.69	24.36	31.34	-12.16	34.80	0.30	12687
CHIRPS V2.0	0.36	0.46	0.99	0.12	0.94	0.19	0.85	-6.16	22.25	-21.01	26.66	0.19	8791
CMORPH RAW	0.33	0.62	0.64	0.42	1.23	0.26	0.64	-17.46	25.24	-30.30	39.55	0.19	9365
PDIR-Now	0.33	0.39	1.06	0.15	0.94	0.13	0.59	-1.92	18.90	22.54	24.67	0.17	12647
SM2RAIN-ASCAT	0.33	0.53	0.96	0.12	0.57	0.43	0.68	-47.99	48.20	78.79	78.91	0.22	12253
模型18	0.33	0.39	0.96	0.13	0.87	0.14	0.59	-20.80	24.67	10.64	13.83	0.14	12647
CHIRP	0.31	0.47	0.99	0.15	0.60	0.40	0.66	-41.59	41.77	77.99	78.01	0.13	8984
SM2RAIN-CCI	0.30	0.47	1.03	0.15	0.63	0.37	0.70	-42.40	43.41	59.14	59.56	0.19	11115
CMORPH-RT	0.28	0.55	0.89	0.21	1.38	0.40	0.59	27.20	38.51	-28.34	37.20	0.23	9443
PERSIANN-CCS-CDR	0.24	0.35	1.11	0.19	1.09	0.23	0.65	24.77	28.60	-15.05	38.42	0.17	12665
PERSIANN-CCS	0.17	0.30	0.88	0.30	1.09	0.25	0.42	2.63	18.97	-15.50	42.05	0.12	12679

表4. 利用15,958个独立评估雨量站计算得到的不同 *P* 产品在五个主要K¨oppen-Geiger气候类型中的日中位 KGE 值。每一列中，表现最佳的产品以粗体标出。这些雨量计依据Beck 等人（2023年）1991–2020年1千米分辨率K¨oppen-Geiger地图进行分类。对于MSWEP V3，仅展示主要历史模型组合（模型 01）和主要近实时模型（模型 07）。由于 *P* 产品覆盖的时段不同，各产品的评估数据有所不同。N_{obs} 表示用于计算每个中位数的雨量计数量。

数据集	All	热带 (A)	干旱 (B)	温带 (C)	寒带 (D)	极地 (E)
N_{obs}	14190	1635	2198	5948	4296	113
模型 07	**0.77**	**0.56**	**0.60**	**0.81**	**0.80**	**0.69**
模型 01	0.69	0.38	0.59	0.77	0.79	0.50
MSWEP V2.8	0.67	0.33	0.56	0.72	0.72	0.35
GDAS	0.65	0.38	0.52	0.68	0.67	0.22
IMERG-Final V7	0.62	0.37	0.55	0.68	0.63	0.34
ERA5	0.61	0.26	0.50	0.66	0.68	0.21
JRA-3Q	0.57	0.15	0.41	0.65	0.66	0.21
CPC Unified	0.54	0.27	0.48	0.59	0.54	0.40
SM2RAIN-SMOS	0.52	0.23	0.42	0.59	0.58	0.26
IMERG-Early V7	0.47	0.34	0.38	0.53	0.45	0.29
IMERG-Late V7	0.46	0.36	0.42	0.50	0.43	0.29
GSMaP V8	0.38	0.34	0.38	0.42	0.35	0.20
CHIRPS V2.0	0.36	0.29	0.41	0.40	0.31	0.24
CMORPH-RAW	0.33	0.45	0.45	0.26	0.36	0.20
PDIR-Now	0.33	0.24	0.25	0.36	0.36	0.23
SM2RAIN-ASCAT	0.33	0.12	0.29	0.38	0.39	0.16
CHIRP	0.31	0.17	0.23	0.36	0.42	0.23
SM2RAIN-CCI	0.30	0.13	0.23	0.34	0.37	-0.38
CMORPH-RT	0.28	0.41	0.37	0.27	0.25	0.10
PERSIANN-CCS-CDR	0.24	0.24	0.24	0.24	0.23	0.08
PERSIANN-CCS	0.16	0.19	0.14	0.18	0.13	-0.07

预测因子

为生成MSWEP V3 基准数据 *P* 场，我们使用了一系列格点化卫星和（再）分析产品作为动态预测因子，其中“动态”指随时间变化的输入（表1）。预测因子仅限于非基于雨量计的产品——例如排除IMERG-Final——以确保：（i）获得具有全球一致性能的基于卫星和（再）分析的基线；（ii）避免标签泄漏和过度加权，防止模型从包含与训练目标单元相同雨量计的输入中学习；以及（iii）雨量计校正仍作为MSWEP V3 生产流程中的独立步骤（附录A“基准降水估计算法”）。

作为动态预测因子，我们使用了基于微波和红外的 IMERG-Early 和 -Late V07（Huffman 等，2019）以及 GSMaP-MVK 和 -近实时 V8（Kubota 等，2020） *P* 产品，其覆盖时段为2000年至大约实时前3–4小时。对于更早时期（2000年之前）以及最近数小时（距实时3–4小时）——此时微波数据不可用——我们依赖基于红外的 PERSIANN-CCS-CDR（Sadeghi 等，2021）和 PDIR-Now（Nguyen 等，2020） *P* 产品。我们还将 ECMWF ERA5 再分析（Hersbach 等，2020）和 GDAS 分析（NOAA NCEP 2025）的 *P* 和 *T* 数据纳入预测因子。以日均值形式提供的*T* 数据使机器学习模型能够考虑 *P* 产品在误差和偏差特征方面的季节变化。纳入如此多样化的预测因子集，可增强模型在不同气候、地理区域和大气条件下的稳健性，从而更准确、可靠地表征全球 *P* 格局。所有原生分辨率为 $> 0.1°$ 的预测因子均采用最近邻插值重采样至$0.1°$ 。

我们还使用静态预测因子生成 MSWEP V3 基准数据 *P* 场，其中“静态”指随时间不变（恒定）的变量。根据其与*P* 生成和产品性能的相关性，选取了六个预测因子（表 A1）。其中两个是气候指数：干旱指数（AI），计算方式为长期均值 *P* 除以潜在蒸发量（PE）；以及 Pmean，即年平均 *P*。一个代表地形：有效地形高度（ETH），这是一种经过平滑处理的地形数据，用于表征地形对 *P* 分布模式的影响。其余三个描述地理

位置：纬度（Lat）、经度（Lon）和绝对纬度（AbsLat）。除地理变量外，所有预测因子均采用面积平均法重采样至 0.1° 。

表 A1。用于机器学习模型生成 MSWEP V3 基准数据 *P* 字段的静态预测因子概览。

名称（单位）	描述	数据源
干旱指数（–）	干旱指数（AI）计算为长期均值 *P* 与 PE	CHELSA V2.1 的年平均 *P*（1 千米分辨率；Karger 等（2017））和 Trabucco 与 Zomer（2018年，1 千米）的 PE，适用于陆地；海洋部分采用 ERA5（0.25°）
平均降水量（–）	年平均 *P*	CHELSA V2.1（1 千米分辨率；Karger 等（2017））
有效地形高度（米）	按照 Daly 等，2008 计算的有效地形高度（ETH）。（2008）	全球多分辨率地形高程数据（GMTED）2010年（Danielson 和 Gesch，2011年）
纬度（°）	纬度	/
经度（°）	经度	/
绝对纬度（°）	绝对纬度	/

日尺度和小时尺度雨量站观测

我们汇编了一个覆盖全球的逐小时和逐日 *P* 雨量计观测资料库，用于：(i) 训练和验证用于生成基线 *P* 场的机器学习模型（附录A“基准降水估计算法”）；以及 (ii) 校正这些基线场（仅使用日数据；附录A“日尺度雨量计校正流程”）。

在机器学习模型的训练和验证中（附录A“基准降水估计算法”），我们使用了直接 *P* 雨量计观测和网格化的雨量计—雷达 *P* 数据。直接雨量计观测数据来自全球历史气候网络日值数据集（GHCN-D；Menne 等人（2012）； $n = 127,558$）和全球日摘要数据集（GSOD；NOAA NCEP 2020； $n = 25,640$），并辅以巴西（$n = 12,410$）、墨西哥（n =5，398）、秘鲁（$n = 255$）、伊朗（$n = 3,122$）和沙特阿拉伯（$n = 460$）的国家数据库。逐小时数据取自全球亚日降雨档案（GSDR；Lewis 等，2019； $n = 20,633$）和综合地面数据库（ISD；美国国家海洋和大气管理局国家环境信息中心 2021； $n = 25,937$）。

对于欧洲和美国本土，我们分别使用了网格化雨量计—雷达数据集：欧洲雷达气候学数据集（EURADCLIM；每小时，2 千米；2013–2022年；Overeem 等（2023））和 NCEP Stage-IV（每小时，4 千米；2002年至今；Lin 和 Mitchell（2005））。这些数据集经过汇总得到日总量，并通过平均处理上采样至 0.1° ，以匹配 MSWEP V3 的空间分辨率。为最大限度地提高训练数据的质量，我们仅使用雨量计位置处的雨量计-雷达时间序列（EURADCLIM 为 $n = 16,497$ 个，Stage-IV 为 $n = 20,635$ 个）。

在数据可用的情况下，机器学习模型训练和验证优先使用网格化雨量计—雷达数据集，而非点位雨量计观测，原因有三。首先，这些数据集提供的网格单元平均值及其概率分布（即 *P* 频率和峰值幅度）与 MSWEP V3 相匹配，因此可减少点到网格尺度不匹配（Yates 等，2006；Ensor 和 Robeson，2008）。其次，这些数据以协调世界时报告，因此观测日总量与基线场之间不会出现虚假的时间偏移（Yang 等，2020a；另见附录A“雨量计报告时间估算”）。第三，也是最后，这些产品通常经过更严格的质量控制程序，以排除错误数据。

对于基线 *P* 场的日订正（附录A“日尺度雨量计校正流程”），仅使用了直接雨量计观测，因为雨量计-雷达数据集的时间覆盖范围有限（EURADCLIM：2013年–2022年；Stage-IV：2002年至今）。

日雨量计数据质量控制

对各日 *P* 的时间序列进行了筛选，以剔除可疑雨量计。我们识别并剔除了错误的零值和非零 *P* 序列（Durre 等，2010年；Funk 等，2015b）。该流程使用了居中年度移动平均值和移动最小值，并要求至少有六个月的数据。仅当移动平均值为非零且移动最小值为零时，才保留相应数值。

T随后应用以下标准以确定雨量计的纳入 on:

1. 日最大 *P* 不得超过1,825 mm d^{-1}，即有记录以来的最高日降雨量（www.weather.gov/owp/hdsc_world_record），以剔除存在物理上不合理极端事件的记录。

2. 长期均值 *P* 必须介于5至10,000 mm yr^{-1}之间，以排除因单位/聚合或数据损坏错误而导致气候态不切实际的记录。

3. 该记录必须至少包含五天降水量达到 $P > 1$ mm d^{-1}的数据，以确保有足够的非平凡湿润事件用于稳健拟合和评估。

4. 至少 20% 的天数必须达到 $P < 0.5$ 毫米 d^{-1}，以保持干燥/微量-*P*天所占比例符合实际。

5. 至少 10% 的天数必须达到 $P < 0.001$ 毫米 d^{-1}，同样是为了保持干燥/微量-P 天所占比例符合实际。

6. 记录必须包含至少一整年的有效日尺度数据，用于机器学习模型训练/验证；或至少五年的数据，用于基线校正。

7. 对于位于2公里半径内的雨量计，仅保留优先级最高的数据源（EURADCLIM= Stage-IV ＞ GHCN-D ＞ GSDR ＞ ISD ＞国家数据库 ＞ GSOD）。

对于机器学习模型训练和验证（2010–2024年；附录A“基准降水估算算法”及第2f小节），共有31,917个雨量站（直接观测和雷达-雨量计）通过了所有质量控制标准。其中，50%（15,959个）被随机分配用于模型训练，50%（15,958个）用于验证。对于日尺度雨量站订正流程（1979–2024年；附录A“日尺度雨量计校正流程”），共保留57,666个雨量计（仅直接观测）。

小时雨量站观测（来自GSDR、Stage-IV和EURADCLIM）未接受额外的质量控制，因为这些数据集在发布前已经过严格检查。

月尺度雨量站观测

除使用日尺度雨量站观测对基线场进行日订正（附录A“日尺度雨量计校正流程”）外，我们还利用更易获取的月尺度雨量站数据，对基线进行了月订正。为此，我们使用了综合网格化的GPCC 2022版月度完整数据产品（Schneider 等，2017），该产品纳入约86,000个雨量计，覆盖1891–2020年，分辨率为0.25° 。我们使用GPCC数据集而非直接的月尺度雨量站观测，是因为GPCC提供了目前最全面的月尺度雨量站数据全球汇编。为将覆盖范围延伸至当前，我们使用了GPCC 月度初步估计产品（2013年至今），其分辨率为0.5° ，时效约为五天。由于这两种GPCC产品在空间分辨率（0.25° 与0.5°）和基准气候态（GPCC V2015气候态与V2022）上存在差异，无法直接拼接。我们通过以下方式加以处理：（i）采用最近邻插值将初步估计数据降尺度至0.25° ；（ii）对初步估计值进行重新缩放，使其在重叠时段（2013–2020年）内与每个0.25° 网格单元的完整数据均值相匹配。

为降低不确定性，我们仅保留包含实际雨量计观测的GPCC网格单元，舍弃仅代表纯插值值的单元。由此，我们实质上从网格数据中逆向还原了原始月尺度观测。若单个网格单元内存在多个雨量计，则将其视为一次雨量计观测。该方法的局限在于无法获知确切的雨量计位置，仅能得知其是否位于各0.25° 网格单元内。我们未对GPCC数据实施进一步质量控制，因为底层雨量计观测已由开发者进行了严格的质量控制（Schneider 等，2017）。

基准降水估计算法

MSWEP V3 应用 Wang 等人（2025）提出的算法生成全球基准 *P* 场。该算法采用堆叠式决策树模型，整合与 *P*和 *T* 相关的动态预测因子（来自 ERA5、IMERG、GSMaP 和 PERSIANN-CCS-CDR），以及描述地理位置、气候和地形的静态预测因子（附录A“预测因子”）。每个堆栈由四个子模型组成，分别针对不同的时间分辨率进行优化，或用于校正方差低估（见图 1）。

第一个子模型是一个 XGB 模型（Chen 和 Guestrin（2016）），用于估算每日 *P*。该模型使用汇集的全球每日 *P* 观测进行训练（附录A“日尺度和小时尺度雨量站观测”），利用这些观测相比小时观测更广泛的时空覆盖范围。第二个子模型同样是一个 XGB 模型，用于估算 3 小时 *P* ，并将每日估算结果进行时间降尺度。该模型使用聚合至 3 小时分辨率的小时观测进行训练（附录A“日尺度和小时尺度雨量站观测”）。第三个子模型是一个 RF 模型（Breiman（2001）），用于校正基于 ML 的 *P* 估算结果中常见的方差低估（例如 He 等，2016）。该模型使用第二个子模型生成的降尺度 3 小时 *P* 估算结果以及静态预测因子，并使用 3 小时观测进行训练。训练时，对每个雨量计在其重叠时段内的降尺度估算结果和观测分别排序，以构建分位数匹配样本对。随后汇集所有雨量计的排序样本对来训练模型。为改善对湿日频率和低强度事件的校正，在训练和推理前先对降尺度估算结果进行平方根变换，之后再平方。第四个子模型是另一个 XGB 模型，通过进一步

对第三个子模型输出的经方差校正的 3 小时输出进行降尺度，估算小时。除第三个子模型外，所有子模型均使用动态和静态预测因子。第三个子模型仅使用静态预测因子以及降尺度后的 *P* 估算结果。

MSWEP V3 基准数据采用多个模型堆栈生成，以应对动态预测因子在空间和时间上可用性的变化。这些变化例如源于高纬度地区（> 60°N）缺少卫星数据、2000年之前IMERG和GSMaP不可用，以及ERA5的可用性存在五天延迟（图2a）。总共训练了18个模型堆栈，每个堆栈均结合不同的动态预测因子组合（表 2）以及静态预测因子。这些堆栈大致按精度从高到低排序，编号较小者通常对应包含更多高质量动态预测因子的组合。模型 01纳入了ERA5、IMERG和GSMaP，因其作为参考堆栈而列在首位；模型05仅使用ERA5，在卫星数据不可用或不可靠的高纬度地区作为参考模型。对于每个0.1° 网格单元和逐小时时间步，生产流程会根据预测因子的可用性识别所有适用的模型堆栈，并应用编号最低的合格模型栈。

由于不同模型堆栈生成的 *P* 估算值具有不同的误差和偏差特征，合并这些模型的预测结果可能会引入人为的时间不连续。为避免这种情况，历史 MSWEP V3 生产流程会先将所有非参考堆栈的输出与参考堆栈（模型 01，或高纬度地区的模型05）进行协调，然后再将它们合并（图 2b）。协调处理流程包含三个步骤：(i) 将每个时间序列除以移动年均值，以消除趋势；(ii) 对模型 01（若可用）应用累积分布函数匹配，否则对模型05应用该方法。模型05仅依赖 ERA5，且在历史生产中始终可用；(iii) 使用相同的移动年均值重新缩放调整后的序列，以恢复原始趋势。消除趋势这一步可确保累积分布函数匹配仅调整分布形状，而不会扭曲潜在的长期趋势。

我们使用 2010–2024年期间的雨量计观测和预测因子数据进行训练和验证。有关雨量计质量控制以及训练集与验证集划分的详情，请参见附录A“日雨量计数据质量控制”。为避免训练第一个子模型时出现时间不一致，我们针对动态预测因子，在每个雨量计推定的报告时间之前的24小时内计算日总量（适用于 *P*）和日均值（适用于 *T*）（附录A“雨量计报告时间估算

”）。对于第二个和第三个子模型，我们根据各站点推定的报告时间偏移，对小时雨量计时间序列进行平移，使所有时间戳与协调世界时对齐（附录A“雨量计报告时间估算”）。日尺度和小时尺度雨量站观测的数据来源见附录A“日尺度和小时尺度雨量站观测”。RF 模型使用 Python 和 scikit-learn 实现；XGB 模型使用 xgboost 实现。超参数列于表 A2（XGB）和表A3（RF）。

表A2. XGBoost模型的超参数。

超参数	值
估计器数量	100
最大深度	12
最小子节点权重	5
按树采样列	0.7
伽马	2
正则化 alpha	0.5
正则化 lambda	0.5
学习率	0.2

表A3. 随机森林模型的超参数。

超参数	值
估计器数量	100
最大深度	15
最小分裂样本数	5
最小叶节点样本数	5
最大特征数	0.7

近实时基准扩展

MSWEP-NRT 将历史 MSWEP V3 记录延伸至当前，时效约为两小时，并融合了 GDAS（NOAA NCEP 2025）、IMERG（Huffman 等，2019）、GSMaP（Kubota 等，2020）和 PDIR-Now（Nguyen 等，2020；表1）的数据。历史 MSWEP V3 生产流程将不定期运行（可能每年运行几次），旨在确保网格单元级的时间序列一致性（附录A“基线降水估算算法”）；而 MSWEP-NRT 生产流程则会在新的动态输入数据可用时每小时自动运行多次

，利用新数据为每个小时步长生成 *P* 估算，并在 ERA5 再分析数据发布后与历史记录完全保持一致。

与基线模型类似，每个时间步和网格单元所采用的机器学习模型栈也取决于动态预测因子的可用性（表 2）。随着新的数据来源陆续到达，系统会采用索引号更低、输入质量更高的模型栈，逐步优化近实时估算。最早的估算仅依赖模型18，该模型使用纯红外线的 PDIR-Now。尽管 PDIR-Now 的时效最短（约两小时），但与其他产品相比，其准确度较低。随着 GDAS分析数据以及 IMERG 和 GSMaP 微波 *P* 估算数据陆续可用，系统会使用模型15、10、11和07生成更新且更准确的估算。ERA5 可用后（通常约五天后），系统会在低纬和中纬地区应用模型 01，在高纬度地区应用模型05——这与用于推导历史基线的参考模型栈相同（附录A“基准降水估计算法”）。此时，近实时估算即告定稿，并与历史估算完全一致。每个逐小时MSWEP-NRT文件都包含一个指示字段，用于标识所采用的模型栈（1–18），确保完整的可追溯性。

每个机器学习堆栈中的第一、第二和第三个子模型分别以日、3 小时分辨率和 3 小时分辨率运行。因此，它们需要完整的 24 小时或 3 小时输入序列，而当前日期和小时的完整序列尚不可用。为解决这一问题，近实时生产流程会识别每个数据源最新的逐小时文件，根据每个数据源最新的完整时间戳构建以该时间戳结束的 24小时输入窗口，并生成当前日期的临时估算。这些估算是临时性的，随着新数据的获得以及完整日序列的完成而被替换。

雨量计报告时间估算

在大多数国家，每天早晨会按当地时间测量并报告雨量计的 *P* 量，传统上是在观测员起床后进行。例如，在意大利、波兰和英国，这通常发生在当地时间 08:00 或 09:00 左右（协调世界时 06:00–08:00；Becherini等（2024）；Twardosz 等，2011）。这些报告时间有多种称呼，包括每日报告时间（Beck 等（2019a）；Xiang 等（2021））、时间戳（Contractor等（2020}）、边界时间（Yang 等，2020a；

Wang 等，2025）、测量间隔（Overeem 等（2023））、日终（EOD；Yatagai 等，2020）或 *P* 日（Twardosz 等，2011）。报告时间因时区、国家和地区而有很大差异，具体取决于当地的观测惯例（Yang 等，2020a）。即使是自动雨量计，例如全球地面摘要数据库中的雨量计，虽然官方报告的是协调世界时 00:00–24:00 的累计量，但实际有效报告时间也会早数小时（Beck 等（2019a）），因为测量值仍包含前一天的 *P*（NOAANCEP，2020）。

在比较卫星和（再）分析产品的日总量与雨量计数据时，考虑报告时间对于避免时间错位至关重要。例如，在英国，若忽略当地报告时间（协调世界时 08:00），则一个持续一小时的 *P* 降水事件有 33% 的概率（100×8/24）被归入错误的协调世界时日期，从而影响机器学习模型训练（附录A“基准降水估计算法”）和雨量计校正（附录A“日尺度雨量计校正流程”）。因此，与 Beck 等人（2019a）和 Overeem 等人（2023年）类似，我们采用以下流程推断每个日雨量计的报告时间：（i）将逐小时基线 *P* 数据以 1 小时为增量，从 –36 小时移至 +36 小时；（ii）针对每种移位，重新计算协调世界时 00:00 至 24:00 的日 *P* 总量；（iii）计算每种移位版本与雨量计数据之间的日尺度斯皮尔曼相关系数（而非皮尔逊相关系数，因为斯皮尔曼相关基于秩次，较少受大型事件影响）；（iv）确定相关性最高的移位，并将该最优移位取负后，作为该雨量计的报告时间。

同样，小时雨量站观测往往反映当地时间，或包含未知的时间戳偏移，这可能会影响3小时子模型和小时子模型的训练（附录A“基准降水估计算法”）。为解决这一问题，将每条雨量计时间序列以1小时为增量，从 –36 平移至 +36 小时，并采用使与MSWEP V3基准数据相关性最大的偏移，以使时间戳与协调世界时对齐。

降水相关长度估算

P 的相关长度量化了 *P* 值在空间上保持统计依赖性的尺度（Mandapaka 和 Qin，2013）。它随 *P* 类型和时间分辨率而变化：层状*P* 和较长的累积时段通常对应较长的相关长度，而对流性 *P*和较短的持续时间则对应较短的相关长度。本文将相关长度定义为相关函数衰减至 1/e

的距离，即相关性衰减至其零间距时数值的 1/*e*（约 0.37）时对应的距离。例如，基于雨量计的分析报告称，中国大陆各地的日相关长度为 102–202 千米（Fan 等，2021），比利时约为 94 千米（Ly 等，2011）；这两个地区均以层状 *P*为主。相比之下，在对流性 *P* 占主导的新加坡，观测到的小时和日尺度距离显著较短，分别约为 10 千米和 33 千米（Mandapaka 和 Qin，2013）。

使用雨量计数据校正雷达、卫星或（再）分析场时，考虑 *P* 相关长度至关重要，因为相关长度决定了每个雨量计的有效空间影响范围。多项研究已使用经验推导的相关长度实施此类校正，包括瑞士（Schiemann 等，2011）、荷兰（Schuurmans 等，2007）和墨西哥（Tapia-Silva，2024）的相关应用。值得注意的是，CHIRPS V2 准全球 *P* 数据集在其五日雨量计校正流程中纳入了相关长度（Funk 等，2015b）。

在 MSWEP V3 中，每日相关长度被用作每日和月度 OI 基准雨量计校正方案的输入（分别见附录A“日尺度雨量计校正流程”和“月尺度雨量计校正流程”）。根据基线 *P* 场，为每个 0.1° 网格单元估算每日相关长度，具体步骤如下：(i) 在 500千米半径内随机选取 20 个相邻网格单元（仅选取 20 个邻近单元，以降低计算需求）；(ii) 计算目标网格单元与每个选定邻近单元的每日基线 *P* 序列（2000年–至今）之间的 20 个成对斯皮尔曼相关系数（而非皮尔逊相关系数，因为斯皮尔曼相关基于秩，对大事件的影响不那么敏感）；以及 (iii) 拟合高斯衰减模型（公式 A1）。仅使用 2000年及之后的基线 *P* 数据，因为这一时期的数据质量较高。

实际上，相关长度不仅随空间变化，也随时间变化，并会因 *P* 类型、强度和大气动力学的变化而呈现季节性转变（Mandapaka 和 Qin，2013；Zhang 等，2017；Kursinski 和 Mullen，2008）。例如，Tokay 等（2014）发现，特拉华州存在显著的季节差异：夏季 30 分钟相关长度为 8–13 千米，冬季则为 51–85 千米。不过，为了保持经雨量计订正的 MSWEP V3 序列在时间上的一致性，我们采用了固定的相关长度。若允许其随时间变化，雨量计影响力的时间变率将随之变化，从而损害均一性。

日尺度雨量计校正流程

人们开发了多种方法，利用雨量计观测订正卫星或再分析 *P* 场。这些方法涵盖简单的加性或乘性偏差校正（例如 Habib 等（2014）），以及更先进的技术，包括 Barnes 客观分析（例如 Overeem 等（2023））、反距离加权（IDW；例如 Boushaki 等（2009））、最优插值（OI；例如 Pan 等（2012））、克里金插值（例如 Verworn 和 Haberlandt（2011））和机器学习（例如 Baez-Villanueva 等（2020））。在 MSWEP V3 中，我们采用 OI（Gandin（1963）；Daley（1993）；Chen 等（2002）），利用日尺度雨量站观测（附录A“日尺度和小时尺度雨量站观测”）订正逐小时基线 *P* 场的日变率（参见附录A“基准降水估计算法”）。该方法计算效率高——鉴于数据集自 1979 年 至今具有 0.1° 分辨率的全球逐小时覆盖，这一点至关重要——并且能够考虑雨量计空间邻近性、 *P* 相关长度和雨量计间依赖关系，从而以统计学为依据，为每个雨量计对周边区域的影响赋予权重。我们的实现还考虑了报告时间，以避免基线与雨量计观测在 24 小时累积时段上出现时间错配（参见附录A“雨量计报告时间估算”）。订正过程针对每个网格单元（即“目标”）独立进行，具体如下：

1. 以目标单元中心为基准，按照从真北起顺时针测量的方向，在四个象限（0–90°、90–180°、180–270°和270–360°）内分别找出500千米半径范围内最近的雨量计，以尽可能提高所选雨量计之间的独立性。

2. 在逐小时基准时间序列中添加小的随机值，以避免雨量计报告 *P* 而基线未报告时出现零值冲突。

3. 对周边雨量计的雨量计观测和基准时间序列进行重新缩放，使其与重叠时段内的目标基准网格单元相匹配。这可以降低雨量计记录开始或停止时引入 *P* 特征偏移的可能性。

4. 使用每个周边雨量计的雨量计数据和基准数据，按如下方式生成校正后的目标单元逐小时基准序列：

(a) 将周边逐小时基线序列按其估计报告时间的相反方向进行移位，以确保与日尺度雨量站数据进行时间对齐。

(b) 通过计算雨量计与其移位基线之间日总量的差值，求出每个周边雨量计的日校正量，然后将这些校正量应用于目标单元的移位日基线。

(c) 将订正后的目标站日基线除以未订正的目标站日基线，计算日校正因子。

(d) 对日校正因子进行分解，并将其乘以平移后的目标站小时基线。最后，进行反向平移，以恢复原始时间对齐。

5. 使用高斯空间相关模型，根据目标位置与各周边雨量计之间的距离计算相关系数向量$\mathbf{C}_{to}$，并根据雨量计间距离计算相关矩阵$\mathbf{C}_{oo}$：

$$\rho(d) = \exp\left(-\frac{d^2}{L^2}\right), \tag{A1}$$

其中， d (千米)为各位置之间的距离， L (千米)为空间相关长度（即衰减至 1/e 的距离，参见附录 A“降水相关长度估算”）。

6. 使用最优插值计算权重向量$\mathbf{w}$，如下所示：

$$\mathbf{w} = \mathbf{C}_{to}\,(\mathbf{C}_{oo} + \gamma\mathbf{I})^{-1}, \tag{A2}$$

其中， γ为观测误差与背景误差方差比，$\mathbf{I}$为单位矩阵。我们测试了 $\gamma \in 0.05,0.1,0.3$，发现 $\gamma = 0.05$ 的性能最佳，尽管差异很小。为保持数值稳定性，在相关矩阵条件不良和/或不完整时，使用广义逆进行矩阵求逆。

7. 使用基于最优插值的权重合并校正后的目标站小时基线时间序列，并将剩余权重分配给未校正的目标站小时基准值，如下所示：

$$\hat{P}_t = \frac{\sum_{i=1}^{N+1} w_i \cdot P_{i,t}}{\sum_{i=1}^{N+1} w_i \cdot \mathbb{I}_{i,t}}, \tag{A3}$$

其中，$P_{i,\ t}$ 是第 i 个校正后的小时估计值（或 $i = N + 1$ 对应的未校正基准值），w_i 是相应的权重，而 $\mathbb{I}_{i,\ t}$ 是数据可用性指示变量（有效时为 1，缺失时为 0）。

月尺度雨量计校正流程

许多全球网格化 P 产品使用基于雨量计的产品（如 GPCC（Schneider 等，2017年））进行月尺度校正。典型方法——例如 IMERG-Final（Huffman 等，2019年）、WFDE5（Cucchi 等，2020年）、GPCP（Huffman 等，2023年）和 PERSIANN-CCS-CDR（Sadeghi 等，2021年）所采用的方法——是调整基线 P 场的月累计量，使其直接匹配 GPCC 的网格值。然而，这种方法平等对待所有网格单元，包括远离任何实际雨量计的网格单元；在这些位置，插值值具有相当大的不确定性。此外，该方法还忽略了 P的空间相关长度，导致校正效果次优。

虽然我们仍使用 GPCC 数据对 MSWEP V3 进行校正，但采用了更复杂的方法。首先，我们将 GPCC 数据的使用限制在具有直接雨量计观测的网格单元中，排除纯插值值（详见附录A“月尺度雨量站观测”）。其次，我们采用了与日订正所用方案几乎相同的最优插值方案（参见附录A“日尺度雨量计校正流程”），以考虑空间 P 相关结构、雨量计间依赖关系和雨量计邻近度，从而以具有统计依据的方式使每个雨量计影响其周围区域。该方案在完成日尺度雨量计校正后，以 0.1° 网格单元为基础应用。我们使用根据日 P 数据估算的相关长度（参见附录A“降水相关长度估算”），因为月尺度相关性会受到时间平滑的放大，无法反映单次 P 事件的尺度。由于日降水报告时次对月尺度的影响可以忽略不计，因此未予考虑。

此外，我们还进行了长期偏差调整，因为我们的最优插值实现只能校正时间变率。鉴于全球范围内月尺度雨量站数据的可用性更高（Schneider 等，2016），我们在此次调整中使用了月尺度而非日尺度观测。对于每个 0.1°网格单元，调整包括：(i) 在每个象限中，通过用重叠时段的雨量计均值减去基准均值，计算最近四个雨量计处的绝对长期偏差（毫米/月）（前提是重叠时段长达 > 5 年）；(ii) 使用这些偏差的加权平均值估算目标位置的长期偏差，其中权重来自月尺度最优插值应用；(iii) 从目标

位置处校正后的基准值的长期均值中减去估算出的偏差；以及 (iv) 对经过小时尺度校正的基准序列重新缩放，使其匹配这一调整后的长期均值。

验证指标

克林-古普塔效率（KGE）的定义如下：

$$\mathrm{KGE} = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\beta-1)^2 + (\gamma-1)^2}, \tag{A4}$$

其中，r 为皮尔逊相关系数，β 为偏差比（估计值均值除以观测值均值），γ 为变异比（估计值标准差除以观测值标准差）。

对于超过 10 mm d^{-1} 的事件，临界成功指数（CSI）的计算公式为：

$$\mathrm{CSI} = \frac{H}{H + M + F + 10^{-9}}, \tag{A5}$$

其中，H 表示命中（正确估计的事件），M 表示漏报（未预测到的事件），F表示虚警（错误预测的事件）。加入一个较小的常数可避免除以零。

99.5百分位数处的峰值偏差（B_{peak}；%）计算如下：

$$B_{\mathrm{peak}} = 100 \times \frac{P_{99.5} - O_{99.5}}{O_{99.5}}, \tag{A6}$$

其中，$P_{99.5}$ 和 $O_{99.5}$ 分别是第 99 .5 百分位数，即估算值和观测值的第 99.5 百分位数 ，分别 。湿日偏差（$B_{\mathrm{wet,\ days}}$；天）用于量化湿日数量的差异（湿日定义为降水量超过 0.5 mm d^{-1} 的天）：

$$B_{\mathrm{wet,days}} = 365.25 \times \frac{P - O}{N}, \tag{A7}$$

其中，P 和 O 分别是估算时间序列和观测时间序列中的湿日数，N 是时间步总数。

致谢。我们谨向 P 产品的创建者表示感谢；如果没有他们的工作，本研究将无法完成。此外，我们也由衷感谢对本研究发挥关键作用的 Python 模块作者，具体包括 numpy（van der Walt 等（2011））、scipy（Virtanen 等（2020））、scikit-image（Walt 等（2014））、matplotlib（Hunter（2007））、pandas（McKinney（2010））和 scikit-learn（Pedregosa 等（2011））。

数据可用性声明。 MSWEP V3 可从 www.gloh2o.org/mswep 下载。CPC Unified 可通过美国国家海洋和大气管理局物理科学实验室（PSL）网站获取（https: // psl.noaa.gov/data/gridded/data.cpc.globalprecip.html）。IMERG 可从美国国家航空航天局全球降水测量（GPM）网站获取（https://gpm.nasa.gov/ data）。JRA-3Q 可通过美国国家大气研究中心（NCAR）研究数据档案库（RDA; https://rda.ucar.edu/datasets/ds640000/dataaccess）获取。GPCP 可通过美国国家海洋和大气管理局 PSL 网站获取（https://psl.noaa.gov/data/gridded/data. gpcp.html）。SM2RAIN-ASCAT、SM2RAIN-CCI 和 GPM+SM2RAIN 托管于 Zenodo（ https://zenodo.org/records/10376109、https://zenodo.org/records/1305021 和 https://zenodo.org/records/3854817，分别对应上述产品）。ERA5 数据可从哥白尼气候数据存储库（CDS；https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/ reanalysis-era5-single-levels?tab=overview）获取。CHIRP 和 CHIRPS 可通过加州大学气候灾害中心（CHC）网站获取（www.chc.ucsb.edu/data/ chirps/）。PERSIANN-CCS-CDR 和 PDIR-Now 可通过水文气象学与遥感中心（CHRS）网站获取（https://chrsdata.eng.uci.edu/）。所有网站最后访问时间均为2025年12月15日。

参考资料

Abbas, A., 及合作者，2025年：利用水文模拟对 16,295 个集水区的 23 个网格化降水数据集进行全面全球评估。*EGUsphere*, 1–31, https://doi.org/10.5194/egusphere-2024-4194。

Adler, R. F., 及合作者，2018年：全球降水气候学项目（GPCP）月分析（新版第2版）及2017年全球降水综述。*Atmosphere*, **9 (4)**, 138。

Alexander, L. V., M. Bador, R. Roca, S. Contractor, M. G. Donat, and P. L. Nguyen, 2020年：基于原位观测、卫星观测和再分析产品，对全球陆地区域的年降水指数及极端事件进行比较。*Environmental Research Letters*, **15 (5)**, 055002, https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab79e2。

Ali，S.，及合作者，2022年：对印巴高地最新多源加权集合降水（MSWEP）的长期性能评估（1981—2009年）。*Re-*

mote Sensing，**14**（**19**），4773，https://doi.org/10.3390/rs14194773。

Allan, R. P., 和合作者，2020年：增进对水循环对气候变化的大尺度响应的理解。纽约科学院年鉴，**1472 (1)**，49–75，https://doi.org/10.1111/nyas.14337。

Baez-Villanueva, O. M., 和合作者，2020年：RF-MEP：一种融合格点降水产品与地面观测的新型随机森林方法。《环境遥感》，**239**，111606，https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111606。

Bai, L., 和合作者，2020年：在青藏高原，哪种降水产品表现最佳：多源融合数据、全球/区域再分析数据，还是卫星反演降水数据？*Remote Sensing*，**12 (4)**，683，https://doi.org/10.3390/rs12040683。

Becherini, F., C. Stefanini, A. della Valle, F. Rech, F. Zecchini, and D. Camuffo, 2024年：应用于观测日起始时间不同的降水序列的调整方法。*Atmosphere*，**15(4)**，412，https://doi.org/10.3390/atmos15040412。

Beck, H. E., E. F. Wood, T. R. McVicar, M. Zambrano-Bigiarini, C. Alvarez-Garreton, O.M. Baez- Villanueva, J. Sheffield, and D. N. Karger, 2020年a：利用9372个集水区的径流观测对全球高分辨率降水气候态进行偏差订正。《气候杂志》，**33 (4)**，1299–1315。

Beck, H. E., E. F. Wood, M. Pan, C. K. Fisher, D. G. Miralles, A. I. J. M. van Dijk, T. R. McVicar, and R. F. Adler, 2019年a：MSWEP V2 全球 3 小时、0.1° 降水：方法与定量评估。《美国气象学会通报》，**100(3)**，473–500，https://doi.org/10.1175/BAMS-D-17-0138.1。

Beck, H. E. 和合作者，2017：使用雨量计观测和水文建模对 22 个降水数据集进行全球尺度评估。*Hydrology and Earth System Sciences*，**21 (12)**，6201–6217，https://doi.org/10.5194/hess-21-6201-2017。

Beck, H. E. 和合作者，2019b：利用美国本土 Stage-IV 雨量计-雷达数据对 26 个降水数据集进行逐日评估。*Hydrologyand EarthSystem Sciences*，**23 (1)**，207–224，https://doi.org/10.5194/hess-23-207-2019。

Beck, H. E. 和合作者，2020b：PPDIST：全球 0.1° 日降水和 3 小时降水量概率分布气候态（1979–2018）。*Scientific Data*，**7(1)**，302，https://doi.org/10.1038/s41597-020-00631-x。

Beck, H. E. 和合作者，2023年：基于约束 CMIP6预测绘制的 1901–2099 年高分辨率（1 千米）K¨oppen-Geiger 地图。*Scientific Data*，**10 (1)**，724，https://doi.org/10.1038/ s41597-023-02549-6。

Belcher, B. N. 和 A. T. DeGaetano，2005：一种利用模式分析推断美国合作观测员网络站点观测时间的方法。*International Journal of Climatology*，**25 (9)**，1237–1251，https://doi.org/10.1002/joc.1183。

Boushaki, F. I.、K.-L. Hsu、S. Sorooshian、G.-H. Park、S. Mahani 和 W. Shi，2009：利用地面测量对卫星降水估算进行偏差调整：美国西南部案例研究评估。https://doi.org/10.1175/2009JHM1099.1。

Breiman, L., 2001：随机森林。*Machine Learning*，**45 (1)**，5–32，https://doi.org/10.1023/A: 1010933404324。

Briggs, P. R. 和 J. G. Cogley, 1996：中尺度降水观测网中的地形偏差。

Brocca, L. 和合作者, 2019：SM2RAIN–ASCAT（2007–2018）：基于ASCAT土壤湿度观测的全球逐日卫星降雨数据。*Earth System Science Data*，**11 (4)**，1583–1601，https://doi.org/10.5194/essd-11-1583-2019。

Brunner, M. I., L. Slater, L. M. Tallaksen 和 M. Clark, 2021：洪水和干旱建模与预测面临的挑战：综述。*WIREsWater*，**8(3)**，e1520，https://doi.org/10.1002/ wat2.1520。

Chen, D., Y. Tian, T. Yao, and T. Ou, 2016：卫星测量揭示了青藏高原气候变化空间相干性的显著各向异性。*Scientific Reports*，**6 (1)**，30304，https://doi.org/10.1038/srep30304。

Chen, M.、W. Shi、P. Xie、V. B. S. Silva、V. E. Kousky、R. Wayne Higgins 和 J. E. Janowiak，2008年：评估基于雨量计的全球日降水量分析客观技术。*Journalof Geophysical Research: Atmospheres*，**113(D4)**，https://doi.org/10.1029/2007JD009132。

Chen, M.、P. Xie、J. E. Janowiak 和 P. A. Arkin，2002：全球陆地降水：基于雨量计观测的50年月分析。

Chen, T. 和 C. Guestrin，2016：XGBoost：一种可扩展的树提升系统。第*22*届*ACM SIGKDD*国际知识发现与数据挖掘大会论文集，计算机协会，纽约州纽约市，美国，785–794，KDD ’16，https://doi.org/ 10.1145/2939672.2939785，网址：https://dl.acm.org/doi/10.1145/2939672.2939785。

Ciabatta, L. 和合作者，2018年：SM2RAIN-CCI：一种基于ESA CCI土壤湿度数据集生成的全新全球长期降雨数据集。*Earth System ScienceData*，**10 (1)**，267–280，https://doi.org/ 10.5194/essd-10-267-2018。

Contractor, S.、L. V. Alexander、M. G. Donat 和 N. Herold，2015年：澳大利亚的观测日降水格点数据集表现如何？《气象学进展》，**2015年 (1)**，325 718，https://doi.org/10.1155/2015/325718。

Contractor, S., 和合作者，2020年：网格网络降雨估算（REGEN）——1950年至2016年全球陆地日降水网格数据集。*Hydrology andEarth System Sciences*，**24 (2)**，919–943，https://doi.org/10.5194/hess-24-919-2020。

Cucchi, M., G. P. Weedon, A. Amici, N. Bellouin, S. Lange, H. M¨uller Schmied, H. Hersbach, 和 C. Buontempo，2020年：WFDE5：用于影响研究的偏差订正 ERA5 再分析数据。*EarthSystem ScienceData*，**12 (3)**，2097–2120，https://doi.org/10.5194/essd-12-2097-2020。

Daley, R.，1993年：大气数据分析。剑桥大学出版社，google-Books-ID: RHM6pTMRTHwC。

Daly, C., M. Halbleib, J. I. Smith, W. P. Gibson, M. K. Doggett, G. H. Taylor, J. Curtis, and P. P. Pasteris, 2008：美国本土连续地区气候温度和降水的地形敏感制图。*InternationalJournalof Climatology*，**28(15)**，2031–2064，https://doi.org/10.1002/joc.1688。

Danielson, J. J. 和 D. B. Gesch，2011年：2010年全球多分辨率地形高程数据（GMTED2010）。技术报告 2331-1258，美国地质调查局。

De Luca、P.、G. Messori、R. L. Wilby、M. Mazzoleni 和 G. Di Baldassarre，2020年：全球尺度上同时发生的湿润和干旱水文极端事件。*Earth System Dynamics*，**11（1）**，251–266，https://doi.org/10.5194/esd-11-251-2020。

Dietzsch, F.、A. Andersson、M. Ziese、M. Schr¨oder、K. Raykova、K. Schamm 和 A. Becker，2017年：基于卫星和雨量计测量的全球 ETCCDI 降水气候学。气候，**5 (1)**，https://doi.org/10.3390/cli5010009。

Dong, W.、G. Wang、L. Guo、J. Sun 和 X. Sun，2022年：中国横断山区用于表征极端降水的三种格点降水产品评估。*Remote Sensing*，**14 (17)**，https://doi.org/10.3390/rs14174408。

Dotse, S.-Q.、I. Larbi、A. M. Limantol 和 L. C. De Silva，2024年：应用混合机器学习模型改进降雨预测的综述。地球系统与环境建模，**10 (1)**，19–44，https://doi.org/10.1007/s40808-023-01835-x。

Dunn, R. J. H., M. G. Donat, 和 L. V. Alexander，2022年：比较近期观测产品和再分析产品中的极端指数。*Frontiersin Climate*，**4**，https://doi.org/10.3389/fclim.2022.989505。

Durre, I., M. J. Menne, B. E. Gleason, T. G. Houston, 和 R. S. Vose，2010年：每日地表观测的全面自动化质量保证。*Journal of Applied MeteorologyandClimatology*，**49 (8)**，1615–1633，https://doi.org/10.1175/2010JAMC2375.1。

Ensor, L. A., 和 S. M. Robeson，2008：日降水的统计特征：网格数据集与站点数据集的比较。*Journal of AppliedMeteorology andClimatology*，**47 (9)**，2468–2476。

Fan, C., S. Yin, 和 D. Chen，2021年：中国大陆日降水的空间相关性。*International Journal of Climatology*，**41（14）**，6350–6365，https://doi.org/10.1002/joc.7199。

Fick, S. E., and R. J. Hijmans, 2017：WorldClim 2：面向全球陆地区域的新型 1 千米空间分辨率气候表面。*International Journal ofClimatology*，**37 (12)**，4302–4315，https://doi.org/ 10.1002/joc.5086。

Fischer, E. M., and R. Knutti, 2015：强降水和高温极端事件全球发生的人为贡献。*Nature Climate Change*，**5 (6)**，560–564，https://doi.org/10.1038/nclimate2617。

Funk、C.、A. Verdin、J. Michaelsen、P. Peterson、D. Pedreros 和 G. Husak, 2015a：全球卫星辅助降水气候学。*Earth System Science Data*，**7 (2)**，275–287，https://doi.org/10.5194/essd-7-275-2015。

Funk、C. 和合作者，2015b：气候危害红外降水与站点观测——用于监测极端事件的新环境记录。*Scientific Data*，**2 (1)**，150 066，https://doi.org/ 10.1038/sdata.2015.66。

Gandin、L. S.，1963年：气象场的客观分析。以色列科学翻译计划，**242**。

Gebrechorkos、S. H. 和合作者，2023年：1981—2022年全球高分辨率干旱指数。*Earth System ScienceData*，**15 (12)**，5449–5466，https://doi.org/10.5194/essd-15-5449-2023。

Gebrechorkos, S. H.，及合作者，2024：用于水文建模的降水数据集全球尺度评估。*Hydrology and Earth System Sciences*，**28 (14)**，3099–3118，https://doi.org/10.5194/hess-28-3099-2024。

Gebrechorkos, S. H.，及合作者，2025：变暖加剧全球干旱严重程度。*Nature*，**642 (8068)**，628–635，https://doi.org/10.1038/s41586-025-09047-2。

Gelaro, R.，及合作者，2017：现代时期回顾性研究与应用分析，版本2（MERRA-2）。https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0758.1。

Giorgi, F.、F. Raffaele 和 E. Coppola，2019：气候预测中降水特征对全球变暖的响应。地球系统动力学，**10 (1)**，73–89，https://doi.org/ 10.5194/esd-10-73-2019。

Gleixner, S., T. Demissie, and G. T. Diro, 2020年：ERA5 是否改善了东非的温度和降水再分析？*Atmosphere*，**11(9)**，https://doi.org/10.3390/atmos11090996。

Gonzalez, F. C. G., M. d. C. R. Cavacanti, W. Nahas Ribeiro, M. B. d. Mendonc¸a, and A. N. Haddad, 2024年：关于滑坡发生降雨阈值的系统性综述。*Heliyon*，**10 (1)**，e23247，https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23247。

Grenier, M., M. Boudreault, D. A. Carozza, J. Boudreault, 和 S. Raymond，2024年：加拿大和美国社会经济应用的洪水发生与影响模型。*NaturalHazardsandEarthSystemSciences*，**24(7)**，2577–2595，https://doi.org/10.5194/nhess-24-2577-2024。

Groisman, P. Y., 和 D. R. Legates，1994年：美国降水数据的准确性。

Gu, G., 和 R. F. Adler，2023年：1979–2020年全球降水的观测变率与趋势。*ClimateDynamics*，**61 (1)**，131–150，https://doi.org/10.1007/s00382-022-06567-9。

Habib, E., A. T. Haile, N. Sazib, Y. Zhang, 和 T. Rientjes，2014年：卫星降雨估计偏差订正对青尼罗河上游源头径流模拟的影响。*RemoteSensing*，**6 (7)**，6688–6708，https://doi.org/10.3390/rs6076688。

Hanjra, M. A.和M. E. Qureshi，2010年：气候变化时代的全球水危机与未来粮食安全。*FoodPolicy*，**35(5)**，365–377，https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2010.05.006。

He, X.、N. W. Chaney、M. Schleiss和J. Sheffield，2016：利用自适应随机森林进行降水的空间降尺度。*Water Resources Research*，**52 (10)**，8217–8237。

Hersbach, H.和合作者，2020年：ERA5全球再分析。*Quarterly Journal of the RoyalMeteorological Society*，**146 (730)**，1999–2049，https://doi.org/10.1002/qj.3803。

Hong, Y.、K.-L. Hsu、S. Sorooshian和X. Gao，2004年：利用人工神经网络云分类系统从遥感影像进行降水估计。《应用气象学与气候学杂志》，**43 (12)**，1834–1853，https://doi.org/10.1175/JAM2173.1。

Hu, Q., H. Yang, X. Meng, Y. Wang, and P. Deng, 2015年：利用地理加权回归融合卫星和雨量计降雨量。国际水文科学协会会议论文集，Copernicus GmbH，第 368 卷，132–137，https://doi.org/10.5194/piahs-368-132-2015，网址 https://piahs.copernicus.org/ articles/368/132/2015/。

Huffman, G. J., R. F. Adler, A. Behrangi, D. T. Bolvin, E. J. Nelkin, G. Gu, and M. R. Ehsani, 2023年：新版 3.2 版全球降水气候学项目（GPCP）月度和日降水产品。《气候杂志》，**36 (21)**，7635–7655。

Huffman, G. J., E. F. Stocker, D. T. Bolvin, E. J. Nelkin, and J. Tan, 2019年：GPM IMERG 最终降水 L3 半小时 0.1 度 × 0.1 度 V06。戈达德地球科学数据与信息服务中心 *(GES DISC)*：美国马里兰州格林贝尔特。

Hunter, J. D., 2007年：Matplotlib：一种二维图形环境。*Computing in Science & Engineering*，**9 (03)**，90–95。

Huntington, T. G., 2006年：全球水循环加剧的证据：综述与综合。水文学杂志，**319(1)**，83–95，https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.003。

Hussein, E. A., M. Ghaziasgar, C. Thron, M. Vaccari, and Y. Jafta, 2022年：使用机器学习模型进行降雨预测：文献综述。《理论与实践中的数据科学人工智能》，75–108。

Ingrao, C., R. Strippoli, G. Lagioia, 和 D. Huisingh，2023年：农业中的水资源短缺：关于成因、影响及降低风险方法的概述。*Heliyon*，**9(8)**，https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18507。

Jahanddideh-Tehrani, M., O. Bozorg-Haddad, 和 I. N. Daliakopoulos，2021年：水信息和数据库在水资源管理中的作用。水资源分析、规划与管理的重要工具，O. Bozorg-Haddad 编，施普林格，新加坡，59–83，https://doi.org/10.1007/978-981-33-4295-8 3，网址 https://doi.org/10.1007/978-981-33-4295-8 3。

Joyce, R. J.、J. E. Janowiak、P. A. Arkin 和 P. Xie，2004年：CMORPH：一种利用被动微波和红外数据生成高空间和时间分辨率全球降水估计的方法。《水文气象学杂志》，**5 (3)**，487–503，https://doi.org/10.1175/1525-7541(2004)0050487:CAMTPG2.0.CO;2。

Karger, D. N., 和合作者，2017：地球陆地表面区域的高分辨率气候态。*Scientific Data*，**4 (1)**，170 122，https://doi.org/10.1038/sdata.2017.122。

Kidd, C., A. Becker, G. J. Huffman, C. L. Muller, P. Joe, G. Skofronick-Jackson 和 D. B. Kirschbaum，2017：那么，地球表面有多少被雨量计覆盖? https://doi.org/10.1175/BAMS-D-14-00283.1。Kosaka, Y., 和合作者，2024年：JRA-3Q再分析。日本气象学会杂志。第二辑，**102**, https://doi.org/10.2151/jmsj.2024-004。

Kottek, M. 和 F. Rubel，2007年：基于经偏差订正的雨量计和卫星观测的全球逐日降水场。第一部分：设计与开发。《气象学杂志》，**16 (5)**，525–539, https://doi.org/10.1127/0941-2948/2007/0214。

Kubota, T. 和合作者，2020年：GPM时代的全球卫星降水制图（GSMaP）产品。卫星降水测量：第*1*卷，355–373。

Kursinski, A. L. 和 S. L. Mullen，2008：基于Stage IV多传感器分析的美国东部连续区域逐小时降水时空变率。https://doi.org/ 10.1175/2007JHM856.1。

Lakew, H. B.、S. A. Moges、E. N. Anagnostou、E. I. Nikolopoulos 和 D. H. Asfaw, 2020年：全球水资源再分析径流产品在地方水资源应用中的评估：埃塞俄比亚青尼罗河上游流域案例研究。水资源管理，**34 (7)**，2157–2177, https://doi.org/10.1007/s11269-019-2190-y。

Lei, H., H. Zhao 和 T. Ao，2022年：一种利用机器学习分类与回归，将多源降水产品和雨量计观测纳入中国降水数据的两步合并策略。*Hydrology and Earth System Sciences*, **26 (11)**，2969–2995，https://doi.org/ 10.5194/hess-26-2969-2022。

Lewis, E. 和合作者，2019年：GSDR：全球亚日降雨数据集。《气候杂志》，**32 (15)**, 4715–4729，https://doi.org/10.1175/JCLI-D-18-0143.1。

Lewis, E. 和合作者，2021年：全球逐小时降雨数据集的质量控制。《环境建模与软件》，**144**，105 169，https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.105169。

Li, R., C. Guilloteau, P.-E. Kirstetter, 和 E. Foufoula-Georgiou，2023年：IMERG卫星降水产品对降水事件发生时间的捕捉效果如何? 《水文学杂志》，**620**，129 563, https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129563。

Li, Y., B. Pang, M. Ren, S. Shi, D. Peng, Z. Zhu, 和 D. Zuo，2022年：三种卫星反演降水产品对中国北京极端降水事件的捕捉能力评估。*RemoteSensing*，**14(11)**，https://doi.org/10.3390/rs14112698。

Lin, Y. 和 K. E. Mitchell，2005：1.2 NCEP 第二/四阶段逐小时降水分析：开发与应用。美国气象学会第*19*届水文学会议论文集，圣迭戈，美国，第10卷，网址 https://nanzt.info/wp-content/uploads/2008/ 05/stage2-4.19hydro.pdf。

Ly, S.、C. Charles 和 A. Degr´e，2011年：流域尺度日降雨量的地统计学插值：乌尔特河和安布勒夫河流域（比利时）中多种变异函数模型的应用。*HydrologyandEarth System Sciences*，**15(7)**，2259–2274，https://doi.org/ 10.5194/hess-15-2259-2011。

Mandapaka, P. V. 和 X. Qin，2013年：利用密集雨量计网络分析和表征新加坡降雨的概率分布与小尺度空间变异性。https://doi.org/10.1175/JAMC-D-13-0115.1。

Massari, C. 和合作者，2020年：一种面向数据匮乏地区的逐日25 千米短时延降雨产品，基于全球降水测量任务降雨产品与多种卫星土壤湿度产品的整合。*Hydrology andEarth System Sciences*，**24(5)**，2687–2710，https://doi.org/10.5194/hess-24-2687-2020。

McKinney, W.，2010年：Python统计计算中的数据结构。*scipy*，**445 (1)**，51–56。

Mega, T.、T. Ushio、T. Kubota、M. Kachi、K. Aonashi 和 S. Shige，2014年：经雨量计校正的全球卫星降水制图（GSMaP Gauge）。*2014*年 第*31*届*URSI*大会暨科学研讨会（*URSI GASS*），1–4，https://doi.org/10.1109/URSIGASS.2014.6929683，网址 https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6929683。

Menne, M. J.、I. Durre、R. S. Vose、B. E. Gleason和T. G. Houston，2012年：全球历史气候学网络日值数据库概述。《大气与海洋技术杂志》，**29(7)**，897–910，https://doi.org/10.1175/JTECH-D-11-00103.1。

Nguyen, P.和合作者，2020年：PERSIANN动态红外—降雨率（PDIR-Now）：近实时准全球卫星降水数据集。《水文气象学杂志》，**21 (12)**，2893–2906，https://doi.org/10.1175/JHM-D-20-0177.1。

NOAA NCEI，2021年：全球逐小时综合地面数据库（ISD）。网址：https://www.ncei.noaa.gov/products/land-based-station/integrated-surface-database。

NOAA NCEP，2020年：全球地面日摘要（GSOD）第7版 — readme.txt。技术报告，美国国家海洋和大气管理局国家环境信息中心，阿什维尔，北卡罗来纳州，美国。网址：https://www.ncei.noaa.gov/pub/data/gsod/readme.txt。

NOAA NCEP，2025年：国家 {气}候 {环}境 {信}息{（NCEP}）全球 {数}据 {同}化 {系}统{（GDAS}）。网址：https://www.ncei.noaa.gov/products/weather-climate-models/global-data-assimilation。

Overeem，A.、E. van den Besselaar、G. van der Schrier、J. F. Meirink、E. van der Plas 和 H. Leijnse，2023年：EURADCLIM：欧洲气候学高分辨率雨量计校正雷达降水数据集。*EarthSystemScienceData*，**15(3)**，1441–1464，https://doi.org/10.5194/essd-15-1441-2023。

Pan, Y.、Y. Shen、J. Yu 和 P. Zhao，2012年：基于最优插值技术分析中国雨量计与卫星综合逐小时降水。《气象学报》，**70**，1381–1389，https://doi.org/10.11676/qxxb2012.116。

Papacharalampous, G.、H. Tyralis、A. Doulamis 和 N. Doulamis，2023年：用于融合网格化卫星与地球观测降水数据的机器学习算法比较。《水》，**15 (4)**，634，https://doi.org/10.3390/w15040634。

Pedregosa, F. 和合作者，2011年：Scikit-learn：Python中的机器学习。《机器学习研究杂志》，**12**，2825–2830。

Rasmussen, R. 和合作者，2012年：我们对雪的测量有多准确：NOAA/FAA/NCAR冬季降水试验平台。https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00052. 1。

Reichle, R. H.、Q. Liu、R. D. Koster、C. S. Draper、S. P. P. Mahanama 和 G. S. Partyka，2017：MERRA-2 中的陆地表面降水。https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0570.1。

Roe, G. H.，2005：地形降水。《地球与行星科学年度评论》，**33（第 33 卷，2005）**，645–671，https://doi.org/10.1146/annurev.earth.33.092203. 122541。

Rozante, J. R.、D. S. Moreira、L. G. G. d. Goncalves 和 D. A. Vila，2010年：《结合 TRMM 与地面观测的降水：南美洲的技术与验证》。https://doi.org/10.1175/2010WAF2222325.1。

Sadeghi, M.、P. Nguyen、M. R. Naeini、K. Hsu、D. Braithwaite 和 S. Sorooshian，2021年：《PERSIANN-CCS-CDR：用于强降水研究的3小时、0.04°全球降水气候数据记录》。*Scientific Data*，**8(1)**，157，https://doi.org/10.1038/s41597-021-00940-9。

Sahlu, D.、S. A. Moges、E. I. Nikolopoulos、E. N. Anagnostou 和 D. Hailu，2017：《东非高分辨率多卫星与再分析降雨产品的评估》。《气象学进展》，**2017 (1)**，4957960，https://doi.org/10.1155/2017/4957960。

Satg´e, F.、D. Ruelland、M.-P. Bonnet、J. Molina 和 R. Pillco，2019年：与雨量计观测和基于雪的水文建模相比，LakeTiticaca 地区基于卫星的降水产品在空间和时间上的一致性。*Hydrology and Earth System Sciences*，**23 (1)**，595–619，https://doi.org/10.5194/hess-23-595-2019。

Schiemann, R.、R. Erdin、M. Willi、C. Frei、M. Berenguer 和 D. Se mpere-Torres，2011年：利用非参数相关图进行地统计雷达—雨量计组合：方法学考量及其在瑞士的应用。*Hydrologyand Earth System Sciences*，**15 (5)**，1515–1536，https://doi.org/10.5194/hess-15-1515-2011。

Schneider, U., A. Becker, P. Finger, A. Meyer-Christoffer, M. Ziese, and B. Rudolf, 2014年：GPCC 基于质量控制后的原位数据编制的新陆地表面降水气候学，以及其在量化全球水循环中的作用。*Theoretical and Applied Climatology*，**115 (1)**，15–40，https://doi.org/10.1007/s00704-013-0860-x。

Schneider, U., P. Finger, A. Meyer-Christoffer, E. Rustemeier, M. Ziese, 和 A. Becker，2017：利用全球降水气候中心（GPCC）最新修正的降水气候学评估陆地水文循环。*Atmosphere*，**8 (3)**，https://doi.org/ 10.3390/atmos8030052。

Schneider, U., M. Ziese, A. Meyer-Christoffer, P. Finger, E. Rustemeier, 和 A. Becker，2016：全球降水气候中心新推出的全球降水数据产品系列，适用于评估和量化全球水循环及其资源。国际水文科学协会会议论文集，Copernicus GmbH，第374卷，29–34，https://doi.org/10.5194/piahs-374-29-2016，网址 https://piahs.copernicus.org/articles/374/29/2016/。

Schumacher, C. 和 A. Funk，2023年：利用 GPM卫星雷达评估热带地区和热带外地区的对流性—层状降水体制。《地球物理研究快报》，**50 (14)**，e2023GL102 786，https://doi.org/10.1029/2023GL102786。

Schuurmans, J. M.、M. F. P. Bierkens、E. J. Pebesma 和 R. Uijlenhoet，2007年：针对多个范围自动预测高分辨率日降雨场：业务雷达的潜力。https://doi.org/10.1175/2007JHM792.1。

Serrano-Notivoli, R. 和 E. Tejedor，2021年：从降雨到数据：月度和每日基于站点的格点降水数据集创建综述。*WIREs Water*，**8 (6)**，e1555，https://doi.org/10.1002/wat2.1555。

Sevruk, B.、M. Ondr´as和B. Chv´ıla，2009：世界气象组织降水测量比对。《大气研究》，**92 (3)**，376–380，https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2009.01.016。

Sharifi, E.、J. Eitzinger和W. Dorigo，2019年：先进格点降水产品在山区地形上的表现：奥地利区域研究。*RemoteSensing*，**11 (17)**，2018，https://doi.org/10.3390/rs11172018。

Shrestha, A.、A. S. Nair和J. Indu，2020年：降水强迫对陆面模型模拟土壤湿度估算不确定性的作用。《水文学杂志》，**580**，124264，https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124264。

Smith, D., A. Gasiewski, D. Jackson, and G. Wick, 2005：根据 TRMM 微波成像仪数据推断热带降水的空间尺度。《*IEEE*地球科学与遥感汇刊》，**43 (7)**，1542–1551，https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.848426。

Sun, Q., C. Miao, Q. Duan, H. Ashouri, S. Sorooshian 和 K.-L. Hsu，2018年：全球降水数据集综述：数据来源、估算与相互比较。《地球物理学评论》，**56 (1)**，79–107，https://doi.org/10.1002/2017RG000574。

Sun, Q., X. Zhang, F. Zwiers, S. Westra 和 L. V. Alexander，2021年：全球、洲际和区域尺度的极端降水变化分析。https://doi.org/10.1175/JCLI-D-19-0892. 1。

Sun, Y., S. Solomon, A. Dai, and R. W. Portmann, 2006年：降雨发生的频率有多高? https://doi.org/ 10.1175/JCLI3672.1。

Tapia-Silva, F.-O., 2024年：利用地统计学将雨量计测量值与适用于局地尺度的降尺度卫星估算值相结合。*Tecnolog´ıa yCiencias del Agua*, **15(1)**, 54–110, https://doi.org/10.24850/j-tyca-15-01-02。

Tokay, A., R. J. Roche, and P. G. Bashor, 2014年：降雨空间变异性的实验研究。https://doi.org/10.1175/JHM-D-13-031.1。

Touma, D., A. M. Michalak, D. L. Swain, and N. S. Diffenbaugh, 2018年：美国极端日降水的空间尺度特征。https://doi.org/10.1175/ JCLI-D-18-0019.1。

Trabucco, A., and R. J. Zomer, 2018年：全球干旱指数和潜在蒸散量（ET0）气候数据库 v2. *CGIAR Consort Spat Inf*,**10**, m9.

Trenberth, K. E., 2011年：气候变化背景下降水的变化。*ClimateResearch*, **47**, 123–138, https://doi.org/10.3354/cr00953.

Twardosz, R., T. Nied´zwied´z, and E. Lupikasza, 2011年：大气环流对降水类型的影响（克拉科夫，波兰南部）。*Theoreticaland Applied Climatology*,**104 (1)**, 233–250, https://doi.org/10.1007/s00704-010-0340-5.

van der Walt, S., S. C. Colbert, and G. Varoquaux, 2011年：NumPy数组：一种高效数值计算结构。*Computing in Science &Engineering*, **13(2)**, 22–30, https://doi.org/10.1109/MCSE.2011.37.

Verworn, A. 和 U. Haberlandt，2011年：小时降雨的空间插值——附加信息、变差函数推断和风暴特征的影响。*Hydrology and Earth System Sciences*，**15 (2)**，569–584, https://doi.org/10.5194/hess-15-569-2011。

Virtanen, P. 和合作者，2020年：SciPy 1.0：Python 科学计算的基础算法。*Nature Methods*，**17(3)**，261–272，https://doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2。

Walt, S. v. d., J. L. Sch¨onberger, J.Nunez-Iglesias, F. Boulogne, J. D. Warner, N. Yager, E. Gouillart, 和 T. Yu，2014年：scikit-image：Python 中的图像处理。*PeerJ*，**2**，e453，https://doi.org/ 10.7717/peerj.453。

Wang, X. 和合作者，2025年：沙特降雨（SaRa）：通过卫星与模型数据的 Machine Learning 融合生成的沙特阿拉伯逐小时 0.1° 网格化降雨量（1979年–至今）。*EGUsphere*，1–32，https://doi.org/10.5194/egusphere-2025-254。

Xiang, Y.、J. Chen、L. Li、T. Peng 和 Z. Yin，2021年：水文模拟中八种全球降水数据集的评估。*Remote Sensing*，**13 (14)**，2831，https://doi.org/10.3390/ rs13142831。

Xie, P., R. Joyce, S. Wu, S.-H. Yoo, Y. Yarosh, F. Sun, 和 R. Lin，2017：基于1998年数据重新处理并进行偏差校正的 CMORPH 全球高分辨率降水估计。《水文气象学杂志》，**18 (6)**，1617–1641，https://doi.org/10.1175/JHM-D-16-0168.1。

Xu, Y., G. Tang, L. Li, 和 W. Wan，2024年：使用机器学习进行多源降水估计：澄清与基准评测。《水文学杂志》，**635**，131 195。

Yang, S., P. D. Jones, H. Jiang, 和 Z. Zhou，2020a：开发面向0000–0000协调世界时的近实时全球原位观测日降水数据集。*International Journal of Climatology*，**40 (5)**，2795–2810，https://doi.org/10.1002/joc.6367。

Yang, Y., J. Wu, L. Bai, and B. Wang, 2020年b：黄河流域（中国）格点降水产品的可靠性。*Remote Sensing*，**12 (3)**，https://doi.org/10.3390/rs12030374。

Yatagai, A., M. Maeda, S. Khadgarai, M. Masuda, and P. Xie, 2020年：日雨量计数据的日终（EOD）判定。*Atmosphere*，**11(8)**，https://doi.org/10.3390/atmos11080772。

Yates, E., S. Anquetin, V. Ducrocq, J.-D. Creutin, D. Ricard, 和 K. Chancibault, 2006年：预报降水场的点与面验证。气象应用，**13 (1)**，1–20，https://doi.org/10.1017/S1350482705001921。

Zhang, W., T. Zhou, L. Zhang, 和 L. Zou，2019年：全球陆地区域季风区水循环的未来增强及年循环加强。https://doi.org/10.1175/ JCLI-D-18-0628.1。

Zhang, Y., J. Hidalgo, and D. Parker, 2017：气候变率和各向异性对中国降水空间插值中相关衰减距离的影响。*Climate Research*，**74**，81–93，https://doi.org/10.3354/cr01486。