



西北农林科技大学

博士学位论文

基于土壤湿度数据产品探究干旱及旱涝急转对
中国小麦和玉米的影响

培养单位	<u>资源环境学院</u>
学科专业	<u>土地资源与空间信息技术</u>
论文作者	<u>李 鹏</u>
指导教师	<u>于强 研究员</u>
合作指导教师	<u>何亮 正研级高工</u>

2026年6月

Dissertation Submitted to Northwest A&F University
in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of
Doctor of Philosophy

Assessing the Impacts of Drought and Abrupt
Drought-Flood Alternation on Wheat and Maize
Production in China Based on the Soil Moisture
Data Products

Colleges: Department of Resources and Environment

Major: Land Resources and Spatial Information Technology

Candidate: Peng Li

Supervisor: Qiang Yu

June, 2026

分类号: S165

UDC: 631.4

密级: 公开

学校代码: 10712

研究生学号: 2022060392

西北农林科技大学博士学位论文

基于土壤湿度数据产品探究干旱及旱涝急转对中国小麦和玉米的影响

论文作者: 李鹏

指导教师: 于强 研究员 何亮 正研级高工

答辩委员会:

西北农林科技大学资源环境学院刘梦云教授 (主席)

西北农林科技大学水利与建筑工程学院何建强教授 (委员)

西北农林科技大学水土保持科学与工程学院吴耕泓教授 (委员)

中国气象局兰州干旱气象研究所赵福年研究员 (委员)

中国农业大学土地科学与技术学院冯璞玉副教授 (委员)

答辩日期: 2026年5月12日

本研究得到国家自然科学基金：多源遥感土壤湿度与区域作物
生长模型融合方法和不确定性研究（编号：42375195）资助

研究生学位论文的独创性声明

本人声明：所呈交的学位论文是我个人在导师指导下独立进行的研究工作及取得的研究成果；论文中的研究数据及结果的获得完全符合学术道德的有关规定，如有违反，一切后果与法律责任均由本人承担。

尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得西北农林科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同事对本研究所做的任何贡献均已在论文的致谢中作了明确的说明并表示了谢意。

研究生签名：  时间：2026年5月13日

导师指导研究生学位论文的承诺

本人承诺：我的研究生李鹏所呈交的学位论文是在我指导下独立开展研究工作及取得的研究成果，并严格遵守学术道德的有关规定。如有违反，我愿接受按学校有关规定的处罚处理并承担相应导师连带责任。

导师签名：  时间：2026年5月13日

关于研究生学位论文使用授权的说明

本学位论文的知识产权归属西北农林科技大学。本人及导师同意学校保存或向国家有关部门或机构送交论文的纸质版和电子版，允许论文被查阅和借阅；同意学校将本学位论文的全部或部分内容授权汇编录入《中国博士/硕士学位论文全文数据库》和《中国学位论文全文数据库》进行出版，并享受相关权益。

本人保证，在毕业离开（或者工作调离）西北农林科技大学后，发表或者使用本学位论文及其相关研究成果时，将以西北农林科技大学为第一署名单位，否则，愿意按《中华人民共和国著作权法》等有关规定接受处理并承担法律责任。

任何收存和保管本论文各种版本的其他单位和个人(包括研究生本人)未经本论文作者的导师同意，不得有对本论文进行复制、修改、发行、出租、改编等侵犯著作权的行为，否则，按违背《中华人民共和国著作权法》等有关规定处理并追究法律责任。

(保密的学位论文在保密期限内，不得以任何方式发表、借阅、复印、缩印或扫描复制保存)

研究生签名：  时间： 2026年·5月 13日

导师签名：  时间： 2026年·5月 13日

摘要

土壤水分是连接气候异常与作物生长的关键变量，可直接反映作物根区的水分可利用状态。相较于传统基于降水、气温等气象要素的农业灾害识别方法，土壤湿度能够表征作物实际经历的水分胁迫过程，因而更适用于农业干旱、渍涝害以及旱涝急转的识别研究与影响分析。然而，当前研究在多源土壤湿度数据的一致性、作物干旱响应机制的刻画以及复合极端事件阶段影响的定量诊断等方面仍存在不足。为此，本文以中国主要农业区的玉米和小麦为研究对象，面向区域尺度农业风险识别与作物响应诊断，系统开展多源土壤湿度产品评估、单一干旱过程下的作物响应分析以及旱转涝急转事件诊断研究。首先，评估多源长时序土壤湿度产品在不同农业区长期干湿变化监测和异常事件识别中的一致性与适用性。其次，从总初级生产力（Gross Primary Productivity, GPP）和物候期变化两个维度分析单一干旱过程下作物的“光合一物候”双路径响应特征及主导影响因子。最后，构建旱转涝急转事件阶段性诊断指标，量化后续洪涝阶段相对于前期干旱的净效应，并分析其区域差异及主要影响因素。

本文整合多源土壤湿度、站点观测、卫星遥感及作物 GPP 与物候数据，构建面向区域尺度比较与风险诊断的分析框架。首先，选取 ERA5-Land、GLEAM4、GLDAS_Noah、GLDAS_CLSM 和 MERRA-2 等 5 种长时序土壤湿度产品，结合中国气象局人工站和自动站土壤湿度观测及独立卫星产品 SMAP-L4 进行系统评估。为比较不同产品对长期干湿变化的刻画差异，采用标准化土壤湿度指数识别土壤水分异常状态，并定义净干湿强度指数，用于表征“变干”与“变湿”的长期方向。然后，基于根区土壤湿度数据识别单一干旱事件，结合作物 GPP 和物候期变化，分析玉米和小麦在干旱过程中的“光合一物候”双路径响应。最后，针对旱转涝急转事件，进一步构建复合抵抗力和抵抗力差异两个指标，分别量化整次事件的总体影响及后续洪涝阶段相对于前期干旱阶段的净效应，并结合随机森林与 SHAP 方法解析其区域差异及主要影响因素。研究得到如下主要结果：

（1）不同土壤湿度产品对中国农业区长期干湿变化的判断存在明显差异，数据来源差异会直接影响农业风险识别结果。MERRA-2、GLDAS_Noah 和 GLEAM4 产品在多数省份更倾向于表现为湿润化趋势，其显著正趋势像元占比分别为 75%、33%和 46%；ERA5-Land 与 GLDAS_CLSM 产品则更倾向于表现为干旱化趋势，显著负趋势像元占比分别为 47%和 51%。站点一致性检验表明，ERA5-Land 产品对长期干湿趋势方向的表征更稳，净干湿强度指数的相关系数中位数在人工站和自动站尺度均为 0.45，且在自动站中表现最优的站点占比最高（48.4%）。独立卫星数据产品对比结果显示，MERRA-2 与 SMAP-L4 产品的月尺度相关性在各区均高于 0.76，但存在系统性偏湿特

征。上述结果表明，农业干旱长期监测不能简单依赖单一土壤湿度产品，需将数据来源差异及其不确定性纳入结果分析。

(2) 土壤干旱对作物的影响不能仅理解为单一“缺水效应”，而应同时从光合作用变化和发育进程调整两条路径进行诊断。玉米在这两条路径上的主导因素较为分明。其光合作用变化的主导因子在不同区域存在明显差异，其中在光合作用受抑最明显的情形下，北方主产区主要受降水异常控制，相对贡献率最高为 79.0%；南方则更多受太阳辐射异常控制，最高为 70.8%。相比之下，玉米物候期变化在多数情境下由气温主导，其相对贡献普遍高于 85%。小麦则表现出更强的区域差异和多因子共同作用特征。在相同受抑制情形下，其光合作用变化在不同区域分别主要受降水异常、气温异常或干旱强度控制，对应最高贡献率分别为 93.3%、54.5%和 76.4%；其物候期变化的控制因子也会在降水、气温和太阳辐射之间明显切换。上述结果表明，玉米与小麦对土壤干旱的响应并非沿同一路径展开，而是表现出显著不同的过程机制。

(3) 玉米和小麦产区的旱转涝急转风险均表现出暴露高值区与实际影响高值区不完全重合，但后续洪涝阶段的净效应存在明显作物差异。两种作物产区的旱转涝急转事件均表现为频率、强度和持续时间高值区不重合，说明单一暴露指标不足以表征总体风险。玉米产区中，北方干旱半干旱区单位面积发生频率最高（1.2），云贵高原平均强度最高（5.4），东北平原平均持续时间最长（67 d）；小麦产区中，对应高值分别为北方干旱半干旱区（0.71）、四川盆地（4.9）和黄土高原（62 d）。在影响层面，两种作物各分区的复合抵抗力整体均表明光合功能受到抑制；但玉米在多数区域表现为后续洪涝阶段对前期干旱具有一定缓解作用，而小麦则表现出更强的区域差异，即后续洪涝阶段在不同区域既可能缓解，也可能加剧前期干旱影响。

(4) 玉米和小麦旱转涝急转风险差异主要与事件过程条件有关，而雨养/灌溉分类和地形因子等多数静态环境条件的解释贡献相对较低。随机森林和 SHAP 归因结果表明，温度、太阳辐射、降水以及干旱/洪涝阶段历时和强度等过程型水热因子在多数区域均位于重要性前列，并具有明显非线性特征。

本研究构建的面向农业干旱与旱涝急转的系统分析框架，可为农业干旱长期监测中的数据选用、不同作物和不同区域的风险识别，以及极端水分事件的分区适应管理提供科学依据与技术支撑。

关键词：土壤湿度；农业干旱；旱涝急转；多源数据产品；玉米和小麦；空间分异；风险诊断

ABSTRACT

Soil moisture is a key variable that links climate anomalies and crop growth since it can directly reflect the water availability in crop root zones. Compared with the conventional approaches that were used to identify agricultural disasters mainly based on meteorological variables such as precipitation and temperature, soil moisture could better capture the actual water stress experienced by crops and is therefore more suitable for identifying and analyzing agricultural disasters such as drought, waterlogging, and abrupt drought-flood alternation. However, important gaps remain in the consistency of multi-source soil moisture datasets, the characterization of crop responses to drought, and the quantitative diagnosis of stage-specific impacts during compound extreme events. To address these issues, this study focused on maize and wheat production across the major agricultural regions of China and developed a regional-scale framework for agricultural risk identification and crop response diagnosis. Specifically, this study evaluated several multi-source soil moisture products, analyzed crop responses under single drought events, and diagnosed the abrupt drought-flood alternation events. First, the consistency and applicability of long-term soil moisture products were assessed for monitoring the wetting and drying trends and identifying the anomalous events in different agricultural regions. Next, crop responses to single drought events were analyzed from two dimensions of gross primary productivity (GPP) and phenological dates, so as to characterize the photosynthesis-phenology dual-pathway response and its dominant drivers. Finally, stage-specific diagnostic indicators were developed for abrupt drought-flood alternation events, which were then used to quantify the net effect of subsequent flood stage relative to the preceding drought stage and to identify its regional differences and major controlling factors.

To achieve these objectives, this study integrated the data of multi-source soil moisture products, in-situ observations, satellite remote-sensing data, GPP, and phenological information into a framework for regional comparison and risk diagnosis. Five long-term soil moisture products (i.e., ERA5-Land, GLEAM4, GLDAS_Noah, GLDAS_CLSM, and MERRA-2) were first evaluated based on the soil moisture observations from manual and automatic stations of the China Meteorological Administration, as well as the independent satellite product SMAP-L4. To compare their performances in representing the long-term wetting and drying changes, the Standardized Soil Moisture Index (SSMI) was used to identify soil moisture anomalies, and the Net Dry-Wet Intensity Index (NDWI) was developed to characterize the long-term direction of "drying" and "wetting". Single drought events were then

identified based on the root-zone soil moisture data. At the same time, the photosynthesis-phenology dual-pathway responses of maize and wheat were analyzed by combining the GPP and phenological dates. For abrupt drought-flood alternation events, two indicators of composite resistance (CR) and resistance difference (RD) were developed to quantify the overall impact of the entire event and the net effect of the subsequent flood stage relative to the preceding drought stage, respectively. The Random Forest (RF) and SHAP were further used to interpret the regional differences and their major influencing factors. The main findings were summarized as follows.

(1) The soil moisture products showed substantial discrepancy in depicting the long-term wetting and drying changes across agricultural regions of China, and the differences among data sources could directly affect the results of agricultural risk identification. The products of MERRA-2, GLDAS_Noah, and GLEAM4 tended to indicate wetting trends in most provinces, with the proportions of pixels that showed significantly positive trends reaching 75%, 33%, and 46%, respectively. By contrast, the products of ERA5-Land and GLDAS_CLSM were more likely to indicate drying trends, with the proportions of pixels that showed significantly negative trends reaching 47% and 51%, respectively. Station-based consistency tests showed that the ERA5-Land product provided a more stable representation of long-term dry-wet trend direction, with the median correlation coefficient of the NDWI reaching 0.45 at both manual and automatic stations, and with the highest proportion of best-performing stations in the automatic station network (48.4%). Independent satellite comparisons further showed that the monthly correlation between the MERRA-2 and SMAP-L4 products exceeded 0.76 in all regions, although MERRA-2 product exhibited a systematic wet bias. These results indicated that long-term agricultural drought monitoring should not rely on a single soil moisture product. The differences among data sources and their associated uncertainties must be explicitly considered.

(2) The effects of soil drought on crops cannot be understood simply as a single "water deficit effect" but should be diagnosed through two pathways: the changes in photosynthesis and the adjustments in developmental progression. For maize, the dominant control factors for these two pathways were relatively distinct. The dominant drivers of photosynthetic change varied across different regions. Under the most strongly suppressed conditions, precipitation anomalies dominated in the northern main production region with the maximum relative contribution of 79.0%, whereas solar radiation anomalies were more important in southern regions with the maximum contribution of 70.8%. In contrast, the changes in maize phenology were mainly controlled by temperature in most cases, with relative contributions generally

exceeding 85%. Wheat showed stronger regional differences and more evident multi-factor influences. Under similar suppressed conditions, changes in wheat photosynthesis were mainly controlled by precipitation anomalies, temperature anomalies, or drought intensity in different regions, with the maximum relative contributions of 93.3%, 54.5%, and 76.4%, respectively. The dominant controls of wheat phenological changes also shifted markedly among precipitation, temperature, and solar radiation. These results indicated that maize and wheat did not respond to soil drought through the same pathway, but instead exhibited remarkably different processes and mechanisms.

(3) In both maize-growing and wheat-growing regions, the risks of abrupt drought-flood alternation were characterized by an incomplete spatial overlap between the hotspots of event exposure and the hotspots of actual impact, while the net effect of the subsequent flood stage differed markedly between the two crops. For both crops, the high-value areas of event frequency, intensity, and duration did not coincide, indicating that no single exposure metric was sufficient to characterize the overall risk. In maize-growing regions, the highest frequency per unit area occurred in the northern arid and semi-arid region (1.2), the highest mean intensity occurred in the Yunnan-Guizhou Plateau (5.4), and the longest mean duration occurred in the Northeast Plain (67 d). In wheat-growing regions, the corresponding highest values were observed in the northern arid and semi-arid region (0.71), the Sichuan Basin (4.9), and the Loess Plateau (62 d), respectively. In terms of impacts, composite resistance consistently indicated an overall suppression of photosynthetic function across regions for both crops. However, the subsequent flood stage tended to alleviate the effect of the preceding drought in most regions of maize production, whereas wheat production showed much stronger regional differences, with the subsequent flood stage either alleviating or aggravating the preceding drought impact depending on the regions.

(4) Differences in the risks of abrupt drought-flood alternation for maize and wheat production were mainly associated with event-process conditions, whereas the explanatory contributions of most static environmental conditions, including the rainfed/irrigated classification and topographic factors, were relatively limited. The random forest algorithm and SHAP analyses showed that process-based hydrothermal factors, including temperature, solar radiation, precipitation, and the duration and intensity of the drought and flood stages, ranked among the most important variables in most regions and exhibited clear nonlinear characteristics.

Overall, this study developed a systematic analytical framework for agricultural drought and abrupt drought-flood alternation. The findings of this study provided a scientific basis and

technical support for the data selection in long-term agricultural drought monitoring, risk identification across crops and regions, and region-specific adaptive management under extreme water-related events.

Keywords: soil moisture; agricultural drought; abrupt drought-flood alternation; multi-source data products; maize and wheat; spatial heterogeneity; risk assessment

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
第一章 绪论	1
1.1 研究背景、目的和意义.....	1
1.2 国内外研究进展.....	4
1.2.1 土壤湿度数据源的演进：从站点观测到多源融合.....	4
1.2.2 土壤湿度异常的特征、成因与监测研究进展.....	6
1.2.3 作物对土壤湿度异常的生理生态响应.....	9
1.3 研究中存在的问题.....	10
1.4 研究内容和技术路线.....	11
1.4.1 研究内容.....	11
1.4.2 技术路线.....	12
第二章 研究区与数据	15
2.1 研究区域概况.....	15
2.2 数据来源及预处理.....	16
2.2.1 土壤湿度站点原位观测数据.....	16
2.2.2 土壤湿度栅格化产品.....	16
2.2.3 作物与农业数据.....	18
2.2.4 其他数据.....	20
第三章 多源土壤湿度产品一致性评估与干湿胁迫趋势差异	23
3.1 概述.....	23
3.2 研究方法.....	23
3.2.1 标准化土壤湿度指数.....	23
3.2.2 干旱/湿害胁迫强度.....	23
3.2.3 趋势分析.....	24
3.2.4 一致性评估.....	24
3.2.5 产品与趋势不确定性评估.....	24
3.2.6 重大干旱与极端湿害事件评估.....	25
3.3 结果与分析.....	25

3.3.1	土壤湿度及干湿胁迫强度变化趋势的空间格局	25
3.3.2	多源土壤湿度产品趋势一致性与区域分歧特征	28
3.3.3	基于站点原位观测评估土壤湿度及水文胁迫趋势不确定性	30
3.3.4	基于 SMAP-L4 数据评估土壤湿度及水文胁迫趋势不确定性	32
3.3.5	长江流域重大干旱与极端湿害事件评估	33
3.4	讨论	35
3.4.1	模型设计差异导致的产品差异	35
3.4.2	土壤湿度产品的一致性、记忆与水文响应	36
3.4.3	面向农业应用的土壤湿度数据融合方案	37
3.5	本章小结	37
第四章	作物对土壤干旱的光合一物候耦合响应类型及其机制	39
4.1	概述	39
4.2	研究框架	39
4.2.1	土壤水分亏缺（土壤干旱）的识别	40
4.2.2	物候基准确定与阶段划分	40
4.2.3	干旱响应类型的划分	40
4.2.4	同期异常评估与异常强度定义	41
4.2.5	驱动因子相对重要性评估	41
4.3	结果与分析	42
4.3.1	不同响应类型下干旱事件频率与强度的时空格局	42
4.3.2	不同干旱响应类型下 GPP 与物候异常响应特征	44
4.3.3	不同响应类型下 GPP 异常驱动因子的相对贡献：农业区划对比	46
4.3.4	不同响应类型下物候异常驱动因子的相对贡献：农业区划对比	48
4.4	讨论	50
4.4.1	响应类型的生理生态学阐释	51
4.4.2	主导驱动因子分异的成因分析	52
4.4.3	对农业干旱监测与风险管理的启示	52
4.4.4	研究局限与未来展望	53
4.5	本章小结	54
第五章	旱转涝急转事件对玉米光合作用的复合影响	55
5.1	概述	55
5.2	研究方法	55
5.2.1	旱转涝急转事件的识别	55

5.2.2 作物响应量化：复合抵抗力（CR）与抵抗力差异（RD）的定义.....	56
5.2.3 归因分析：随机森林模型与 SHAP 解释.....	57
5.3 结果与分析.....	59
5.3.1 旱转涝急转事件的识别：玉米产区事件时空格局与变化趋势.....	59
5.3.2 干旱负效应事件、CR 与 RD 的空间格局及趋势.....	61
5.3.3 玉米复合抵抗力（CR）空间分异的驱动因素.....	64
5.3.4 玉米抵抗力差异空间分异的驱动因素.....	67
5.4 讨论.....	70
5.4.1 气候梯度背景下的脆弱性空间梯度与典型响应模式.....	70
5.4.2 涝阶段净效应的条件依赖及其理论启示.....	71
5.4.3 研究局限与未来展望.....	72
5.5 本章小结.....	73
第六章 旱转涝急转事件对小麦光合作用的复合影响.....	75
6.1 概述.....	75
6.2 结果与分析.....	75
6.2.1 旱转涝急转事件的识别：小麦产区事件时空格局与变化趋势.....	75
6.2.2 干旱负效应事件、CR 与 RD 的空间格局及趋势.....	77
6.2.3 小麦复合抵抗力（CR）空间分异的驱动因素.....	80
6.2.4 小麦抵抗力差异空间分异的驱动因素.....	83
6.3 讨论.....	85
6.3.1 小麦脆弱性的空间格局：暴露指标空间异质性与影响的空间集聚.....	85
6.3.2 涝阶段净效应的空间分异及其对早期状态的条件依赖.....	86
6.3.3 基于暴露—影响过程特征的小麦脆弱性类型归纳.....	87
6.3.4 对适应性管理的启示.....	87
6.3.5 局限性与未来展望.....	88
6.4 本章小结.....	88
第七章 结论与展望.....	91
7.1 主要结论.....	91
7.2 论文创新点.....	92
7.3 研究不足和展望.....	93
参考文献.....	95
致谢.....	109

个人简历 111

第一章 绪论

1.1 研究背景、目的和意义

土壤湿度作为关键的陆面“记忆体”，通过其物理滞后效应存储和释放气候信号，是连接大气过程与陆地水文生态系统的核心纽带（Wang et al. 2019）。其异常变化能触发并放大陆-气间的复杂反馈过程，这不仅直接影响降水的空间分布和极端气候事件的强度与频次，也在更大尺度上参与调控全球水循环的动态。根据政府间气候变化专门委员会（IPCC）第六次评估报告，全球平均土壤湿度已呈现微弱但明确的下降趋势，然而区域差异极为突出，部分区域甚至出现超过 20% 的增减幅度，凸显了水文过程响应的空间异质性。尤为重要的是，据中等信度评估，土壤湿度的干旱化趋势在空间上比湿润化趋势表现得更为广泛，这一现象已从传统干旱区向湿润区和生态过渡带蔓延，预示着干旱化风险正变得更加普遍。这一全球土壤湿度的演变格局，主要由气温上升驱动的蒸散发加剧与降水格局的改变共同主导，对全球粮食安全构成了深刻而直接的挑战（IPCC 2021）。因此，在全球气候变化背景下，土壤湿度动态已超越了其作为单纯水文变量的角色，成为连接气候胁迫与农业生态系统响应的关键桥梁；其变化趋势应被视作农业水资源管理、干旱风险防控及气候变化适应策略中不可或缺的核心监测与调控指标。

从区域视角来看，全球土壤湿度格局的演变，具体体现为各类土壤湿度异常事件在频率、强度与持续时间上的显著变化，这反映出水文循环对气候变化响应的局地差异性正不断增强。科学上，此类异常被定义为土壤水分含量在特定时空尺度上相对于气候平均态的持续性显著偏离（Sohrabi et al. 2015; Wang and Ma 2023），并可依据偏离方向与动态特征划分为三类核心模态：土壤干旱（其特征为水分的持续性亏缺，通常与降水减少、蒸散增强密切相关）、土壤湿害（表现为水分的过度饱和，常由极端降水或排水不畅引发）以及因其状态快速转换而对作物生理造成“复合冲击”、危害尤为突出的旱涝急转事件。相较于单一的干旱或湿害，旱涝急转使作物在短期内经历干湿状态的急剧逆转，承受双重胁迫，极易导致其恢复力崩溃，是当前气候变化背景下一种具有高度破坏性的新兴农业气象灾害（朱子青等 2025；袁星等 2025；薛联青等 2024；楚纯洁等 2023）。此类事件的形成是气象驱动因子与下垫面条件非线性耦合的结果：宏观环流异常所主导的降水格局、气温及辐射的变异，构成了控制水分收支的背景气象强迫场；而区域土壤质地（如砂粒/黏粒含量影响持水与入渗）、植被覆盖动态（通过蒸腾与截留调节水分循环）及地形特征（如坡度、高程控制径流与再分配）则通过对水分入渗、再分配和蒸散等过程的调控，深刻影响着异常事件的强度、发展路径和空间分布特征，

最终导致相同气象背景下不同区域的土壤湿度响应模式大相径庭。

在农业应用层面,精准的农业干旱监测与高效的灌溉管理决策,从根本上依赖于能够准确反映作物根系层水分真实状况的高质量土壤湿度数据产品。与主要依据降水指标的传统气象干旱监测方法相比,基于土壤湿度的评估能够更直接地捕捉作物实际经历的水分胁迫状态,从而为农业干旱的诊断、损失评估与风险预警提供更具生物学意义的判断依据。目前,尽管基于多源遥感、再分析资料及数据同化技术已研发出多种全球或区域尺度的土壤湿度产品(Li et al. 2025; Peng et al. 2015),为相关研究奠定了重要的数据基础,但这些产品在应用于具体农业区域时,其准确性与产品间的一致性仍然面临显著挑战。产生这些问题的根源在于,不同产品在反演算法、物理参数化方案、空间分辨率及输入驱动场等方面存在内在的、固有的差异,导致其对同一农业区域土壤湿度异常的幅度、持续时间乃至变化趋势的刻画常出现显著甚至矛盾的结果。因此,系统性地追溯并评估这些多源产品存在的不确定性,明确其差异的主要来源与各自的适用条件,已成为推动土壤湿度数据在精准农业中得以可靠应用必须跨越的门槛。对数据本身“可信度”的严格审视,是构建可靠的农业干旱监测体系、降低风险管理决策失误的科学基石。这种由多源数据产品间不一致性所引发的、关于何为“真实”土壤湿度异常信息的不确定性,严重制约了我们对土壤湿度异常时空演变规律形成统一且可靠的科学认知。它不但影响对历史干旱、湿害事件的准确定量评估,也为将土壤湿度应用于农业灾害预警与风险管理的业务实践带来了源自“数据基础”的根本性不确定性。因此,系统性地评估并阐明导致上述不确定性的主要成因,构成了实现农业干旱风险精准量化、深化对陆面水文过程认知的一项兼具基础性与紧迫性的科学任务。

土壤湿度异常对农田生态系统的影响不仅仅是“水分供需失衡”这一表象,而是通过直接制约作物一系列关键的生理与生态过程,对粮食生产构成系统性的胁迫。这种胁迫机制主要通过两条核心路径展开:光合作用途径受限与生长发育节律紊乱。前者具体表现为土壤干旱引发气孔关闭,虽然减少了水分流失,但也严重限制了 CO_2 的同化,直接削弱了作物进行干物质积累的“源”动力;后者则体现为水分胁迫加速或延迟作物的物候进程,缩短了对产量形成至关重要的关键生育期,并改变了光合产物向籽粒等库器官的转运与分配效率。尽管当前研究大多停留在建立“土壤湿度与最终产量”之间的统计关系层面,或者将上述路径当作彼此孤立的过程来看待,但光合作用与物候变化之间的交互作用和权衡关系未得到充分探讨。因此,发展一个能够有机整合“土壤湿度异常→作物生理生态响应(涵盖光合作用与物候双路径)→生理生态适应”的机制性分析框架,已成为揭示作物与环境相互作用内在规律的关键突破口。本研究旨在构建的“光合—物候双路径影响框架”,正是为了精确量化上述不同胁迫路径分别对玉米(C_4 作物)与小麦(C_3 作物)生理生态响应的具体贡献,从而为作物模型的改进和适应性品种的选育工作提供坚实的理论支撑。

尤其值得关注的是，旱涝急转这类突变性事件的影响机制远比单一的干旱或湿害事件复杂，并非二者影响的简单线性叠加。作物在经历前期干旱胁迫后，生理机能往往已处于受损或脆弱状态，紧随其后的湿害胁迫会形成一种“复合打击”效应，其影响路径（如光合机构的损伤、氧化胁迫等次生胁迫的激发、物候进程的进一步紊乱）可能呈现出复杂的非线性突变特征。然而，当前研究对旱涝急转事件的“暴露—影响—驱动”全过程链缺乏系统性的诊断分析，尚无法清晰回答其影响究竟如何发生、呈现出更强的影响幅度、以及不同作物或区域的响应存在何种差异等核心科学问题。因此，专门针对旱涝急转事件，构建一个“暴露—影响—驱动”综合诊断框架，并将其与单一干旱路径的影响进行对比剖析，对于在气候变化背景下系统解析作物对水分胁迫的响应机制，进而制定精准、高效的灾害防御策略提供关键依据。

本研究的理论价值在于：首先，通过系统评估多源土壤湿度产品在中国主要农区的表现差异与不确定性，预期能为该区域筛选和融合可靠数据提供科学基准，从而在数据源头上提升土壤湿度异常监测结果的客观性与可靠性。其次，通过同时构建分别针对土壤干旱的“光合一物候”双路径解析框架和针对旱涝急转事件的“暴露—影响—驱动”综合诊断框架，致力于突破现有研究中对胁迫机制“黑箱化”或“碎片化”处理的局限，从理论上揭示水分胁迫影响作物产量的主导生理路径、各路径的相对贡献及其可能存在的非线性交互机理，并阐明突发性复合胁迫事件完整的动态过程及其主导驱动因子。这项工作有助于推动相关研究从统计关联分析进一步拓展到对内在机理与动态过程的诊断解析，为发展和完善“气候-土壤-作物”耦合系统的过程表征与参数化提供可参考的机制证据。

在实践层面：本研究旨在发展一套涵盖“数据质量评估-胁迫机制诊断-区域风险区划”的完整方法论体系。预期成果有望转化为可在区域尺度移植应用的农业干旱与复合灾害监测评估工具。具体而言，研究成果致力于为不同光合类型作物（ C_3/C_4 ）及其不同的关键生育阶段，提供具有差异化的水分胁迫阈值判别指标和影响预估模型。这将直接助力农业相关部门制定针对特定作物、瞄准关键生育期的干旱风险动态感知、灾害损失快速评估以及节水灌溉或排水避险的精准决策，提供可操作的科技支撑。最终，通过推动农业适应策略从“通用型”向“差异化、精准化”转变，为增强农业系统应对气候变化下日益增多的水文极端事件的能力（即韧性）、切实保障国家粮食安全，贡献一条从被动抗灾走向主动适应的技术路径。

1.2 国内外研究进展

1.2.1 土壤湿度数据源的演进：从站点观测到多源融合

在土壤学理论中，土壤水分按其赋存状态与力学特性被划分为三种基本形态。重力水赋存于土壤大孔隙，主要受重力支配发生迁移，在自然条件下会快速排出土壤体系，属于无效水范畴。毛细管水则依靠毛管作用力持存于微孔隙内，有效克服了重力影响，其不仅是驱动土壤内部物理、化学及生物过程的关键介质，更构成了植物可利用水分的主体。至于吸湿水，则是指被土壤颗粒表面分子力所牢固吸附的薄膜水，因其结合能极高而成为植物无法利用的无效水，其含量与土壤质地密切相关，粘质土壤因其巨大的比表面积而具有较强的吸湿水保持能力 (Briggs 1897)。Briggs 对土壤水形态的经典划分，至今仍是理解土壤水分行为的基础框架。随着测量技术的发展，当前的研究与实践更侧重于通过系统化的定量指标来综合表征土壤湿度状况：在含量指标层面，主要采用重量含水率（通过烘干法测定的水分质量与干土质量之比）、体积含水率（水分体积占土壤总体积的百分比，可直接换算为水层厚度用于水文计算）以及饱和度（水分体积与孔隙总体积之比，反映土壤通气性）来直接量化水分储量 (Houston 2013)；在有效性指标层面，则通过田间持水量（重力水排出后的最大持水量）、萎蔫点（植物无法吸收水分的临界含水量）及其差值所定义的有效水含量来评估植物可用水分，并进一步结合根系深度形成作物可用水储量以指导灌溉实践 (Widtsoe and McLaughlin 1912)；在能量指标层面，核心是土壤水势（包括表征土壤基质吸附作用的基质势、反映盐分影响的溶质势、饱和条件下的压力势及重力势），这一指标从能量角度统一解释了水分在不同质地土壤中的保持与运移规律 (Campbell 1988)。这三类指标共同构成了一个从静态储量到生态功能、从数量到动力的完整土壤水分表征体系。

为精确获取体积含水率、土壤水势等定量指标，土壤湿度观测技术与数据源经历了显著的演进，其主线表现为从传统的单点观测向空天地一体化的多源融合转变。当前主要数据获取方法包括以下几类：（1）地面单点观测作为直接测量手段，通过布设于现场的传感器或采样方式获取特定点位水分数据，被视为所有间接观测技术的基准与验证依据。典型技术包括烘干法，作为土壤水分测量的基准方法，其优点在于结果准确、原理简单，但存在破坏样本、耗时费力、难以连续监测的局限 (Reynolds 1970)；时域反射计 (TDR) 与频域反射计 (FDR) 等电磁传感器能够实现原位连续监测，具备较高精度和自动化潜力，然而其测量结果受土壤质地、盐分等因素影响，且代表性受限于点状布设方式，难以直接推广至区域尺度 (Pawar et al. 2014; Seyfried et al. 2005)。全球范围内已建立了多个重要的地面观测网络。例如，美国的 SCAN、SNOTEL 和 USCRN 网络，通过在 5、10、20、50 及 100 厘米等多个深度布设传感器，提供了覆盖全国、长期连续的自动化土壤湿度监测数据 (Karthikeyan and Mishra 2021)。为促进数据共享与

综合利用，国际土壤湿度网络（ISMN）应运而生，该平台系统性地整合了来自全球众多观测网络的原始数据，并进行了严格的质控与标准化处理，已成为验证遥感反演与模型模拟产品的重要基准数据库（Dorigo et al. 2021）。在中国，地面观测体系则体现了人工观测与自动观测相结合的特点。人工观测以中国气象局（CMA）组织的全国周期性测量为代表（张蕾等 2016；马柱国等 2000；Wang and Shi 2019）。与此同时，中国的自动观测网络建设取得了显著进展。其核心设备主要为国内三家单位研制的自动土壤水分观测仪：上海长望气象科技有限公司（DNZ1 型）、河南省气象科学研究所与中国电子科技集团第二十七研究所（DNZ2 型）以及中国华云技术开发公司（DNZ3 型）。这三种型号的仪器均基于频域反射法（FDR）原理，但在具体实现技术上有所差异：DNZ1 型采用驻波率法（SWR），而 DNZ2 和 DNZ3 型则采用电容法。这些自动站主要布设在国家级农业气象观测站内，实现了对多个土层深度的连续监测，并通过无线网络实时传输数据，经过严格质量控制后，生成体积含水量、相对湿度等多种产品，极大地提升了对农业干旱监测与灌溉指导的业务支撑能力（吴东丽等 2014）。

（2）遥感反演观测依托卫星或航空平台，通过捕捉地表发射或后向散射的电磁波信号间接推演地表土壤湿度，具备大范围、周期性覆盖的优势（杨涛等 2010；陈书林等 2012；马春芽等 2018）。在技术体系中，被动微波遥感（如 SMOS、SMAP 任务）对土壤水分敏感且能穿透一定植被（Barre et al. 2008；Entekhabi et al. 2010；Kerr et al. 2010；O’Neill et al. 2010），适用于全球尺度水文气象研究，但其空间分辨率较低（约数十公里）；主动微波遥感（如 Sentinel-1、ASCAT）提供较高空间分辨率（百米至公里级），但信号易受地表粗糙度与植被结构干扰（Brocca et al. 2017；Paloscia et al. 2013；Torres et al. 2012；Wagner et al. 2013）；而光学与热红外遥感则通过热惯量、植被指数等间接指标反演水分状况，虽分辨率较高却受云雨天气制约严重（Zhang and Zhou 2016）。遥感手段的共同缺点在于仅能捕捉表层数厘米的土壤水分信息，且反演算法中存在诸多不确定性。（3）模型模拟数据基于陆面过程模型或水文模型（如 Noah、CLM、VIC 等），通过同化气象驱动场（降水、气温等）模拟土壤水分在垂直剖面 and 时空维度上的动态变化，代表性再分析产品包括 ERA5-Land、GLDAS 等（Araki et al. 2023；Xia et al. 2014）。该类数据能够提供连续、一致且具备物理一致性的土壤水分时空序列，尤其擅长刻画根区水分动态，但其精度高度依赖模型结构、参数化方案及输入数据的准确性，系统误差在所难免。

多源融合技术作为当前土壤水分产品研发的前沿，其核心思想是通过数据同化或机器学习等方法，将具有高精度但分布稀疏的原位观测、具有大范围覆盖能力但存在时空间隙的遥感反演数据、以及能描述物理过程连续性的模型模拟进行有机整合，旨在生成时空上完整、精度更高的土壤水分产品（如 ESA CCI、SMAP-L4 等）。这种融合策略有效地弥补了任何单一数据源的固有缺陷。在方法上，主要分为基于物理过程的数

据同化和基于统计学习的机器学习两条路径。数据同化方法，如集合卡尔曼滤波 (EnKF) 和变分同化，通过将观测数据动态地引入模型运行中，来优化模型的状态变量（如土壤水分），从而生成物理上协调一致的分析场。例如，Tai et al. (2025) 通过将 SMAP 的 9 公里土壤水分产品同化到 Noah-MP 陆面模型中，生成了美国东部地区 1 公里分辨率的土壤水分数据集，结果表明数据同化有效改善了模型模拟的土壤水分与原位观测的一致性。另一方面，机器学习方法，特别是深度学习模型，展现出强大的从多源数据中学习复杂非线性关系的能力。Zhang et al. (2025) 利用注意力机制的长短期记忆 (AtLSTM) 模型，整合了长达四十年的 AVHRR 反演的表征反射率和地表温度、ERA5-Land 再分析土壤水分及地形土壤纹理数据，生成了 1982-2021 年全球无缝的 5 公里日尺度土壤水分产品 (GLASS-AVHRR)。该研究对比了多种模型，发现引入注意力机制的模型能更有效地利用序列中的时序信息，尤其在高土壤湿度条件下表现更优。类似地，Yang et al. (2025) 则采用时空融合模型，结合 SMAP-L4 产品 (3 小时, 9 公里) 的高时间分辨率优势和 Crop-CASMA 数据集 (每日, 1 公里) 的高空间分辨率优势，生成了美国本土 2015-2023 年 3 小时、1 公里的土壤水分数据集，体现了融合不同卫星产品优势的思路。

这些融合产品显著提升了在农业干旱监测、水资源管理等应用中的可靠性。然而，该技术也面临诸多挑战。首先，算法复杂度高，无论是同化系统还是复杂的深度学习模型，其构建、训练和运行都需要巨大的计算资源和专业的知识。其次，对不同数据源误差结构的准确描述是关键难点。数据同化的效果高度依赖于对观测误差和模型误差的准确设定，而机器学习模型则可能因输入数据本身的偏差而引入系统性误差。例如，GLASS-AVHRR 产品的输入数据之一 ERA5-Land 土壤水分本身存在较大的湿偏差，尽管模型最终输出的产品偏差较低，但理解并处理这种输入误差的传递至关重要。因此，面对形形色色的土壤水分产品，进行溯源性分析和对原始输入产品进行系统的误差评估显得尤为必要。在使用任何融合产品或将其作为新模型的输入时，研究者必须审慎考察其原始数据源的精度特性、融合算法的不确定性以及验证结果的适用范围，这不仅是确保研究成果科学性的基础，也是推动土壤水分遥感领域持续健康发展的关键。

1.2.2 土壤湿度异常的特征、成因与监测研究进展

在陆地水循环与能量平衡中，土壤水分状况占据核心地位，其动态变化直接调控着地-气间的水分与能量通量，并对生态系统初级生产力和农业系统的稳定性具有决定性影响。鉴于其基础性作用，土壤水分状态偏离气候平均态的异常波动，已成为精准评估水文气象灾害风险、解析气候变化下生态系统响应机制的核心研究对象。从气候统计学角度看，土壤湿度异常是指表层及根区土壤体积含水率显著且持续地偏离其长期气候平均态的一种极端水文状态 (Rassl et al. 2022)。依据水分偏离的方向 (亏缺或过剩)

及其生态水文效应,可将其系统性地划分为三种基本类型:(1)土壤湿度干旱表征了土壤水分的严重亏缺状态,通常定义为土壤体积含水率持续低于使植物发生永久萎蔫的临界阈值(或气候学的低百分位数)(Sohrabi et al. 2015; Wang and Ma 2023)。此异常多由大气干旱(降水持续偏少)与水文干旱(蒸散需求激增)共同驱动,其直接生态效应是诱发植物水分胁迫,通过抑制光合作用等生理过程,最终导致作物减产及生态系统退化(Ambika and Mishra 2021; Hao et al. 2018; Sheffield et al. 2004)。(2)土壤湿度过湿指水分含量超过田间持水量,土壤孔隙大部分被水填充;当其进一步发展至地表可见积水时,则称为涝渍。该状况多由极端降水、排水不畅或地下水位抬升引起。其核心危害在于导致土壤环境厌氧,阻碍根系呼吸与养分吸收,甚至产生有毒物质,对旱地作物造成致命打击(Zhang et al. 2025)。(3)旱涝急转是一种独具特色的复合型极端事件,其特征是在相对短的时间内先后发生高强度的干旱与涝渍。这种快速的干湿状态切换通常与大气环流模式的急剧更迭密切相关。其独特之处在于对生态系统产生复合胁迫效应:前期的干旱削弱了植被抗逆性,紧随其后的涝渍则进一步冲击其生理功能,往往引发“1+1>2”的非线性灾害效应(Qiu et al. 2024; Zhang et al. 2025)。综上,不同类型的土壤湿度异常通过截然不同的生物地球化学途径影响地表过程。因此,对其实现精准的动力监测、机理解析与预测预警,是提升水资源管理能力和应对气候风险的核心环节。

目前的研究多聚焦于土壤湿度干旱(负异常)问题,而对涝渍湿害(正异常)及早涝急转等复合事件的关注相对不足,这主要源于干旱对农业、水资源及生态系统的广泛且深远的影响,以及其在气候变化下日益加剧的频次与强度。对大尺度土壤湿度异常的监测与认知已形成相对完善的研究体系,该领域进展可系统归纳为以下三个层面:数据基础与协同验证范式的确立、异常过程动态监测与特征量化的深化、以及驱动机制从统计关联到物理归因的演进。这些层面共同推动了从现象描述到机理解析的范式转变。全球尺度分析表明,再分析资料、遥感反演产品与地面观测的协同应用,显著提升了对干旱、涝渍等异常事件捕捉的可靠性(Hirschi et al. 2025; Liu et al. 2019)。然而,不同数据源因算法、模型与输入差异,在刻画长期趋势与极端事件时存在显著分歧,这种不确定性在全球干旱热点区(如南美、东欧至东亚带状区域)表现得尤为突出(Řehoř et al. 2023)。例如,ERA5-Land与ESA CCI产品倾向于显示更广泛的干旱化趋势,而MERRA-2则呈现更多湿润趋势(Hirschi et al. 2025)。一项针对多产品的全球比对研究进一步揭示,尽管不同产品在大部分区域显著相关,但在干旱持续时间、频率及强度的趋势检测上,尤其在干旱与半干旱区,存在较大差异(Liu et al. 2019)。这种不确定性凸显了深入评估产品性能、构建共识性长期变化事实的紧迫性。值得注意的是,这种分歧在灌溉农业区(如中国北方)因人类用水干预而变得更加复杂,需谨慎解读(Chan et al. 2021; Liu et al. 2015)。

在异常过程的动态监测与特征量化方面，研究重点已从静态的月/季平均异常，转向对异常事件全生命周期的精细化刻画与分类。得益于聚类算法与事件识别方法的发展，系统地编制全球土壤湿度干旱事件目录已成为可能（Řehoř et al. 2025）。此类研究不仅能定量描述事件的强度、持续时间、影响范围，更能揭示其传播路径与动态类别。研究发现，全球干旱的恢复速度平均为发展速度的 1.52 倍，且这种动态特征在干旱区与湿润区表现出显著差异（Deng et al. 2024）。全球研究进一步揭示，不同区域的主导干旱类型存在空间分异，例如南美洲极端严重和动态干旱事件的比例最高，而欧亚大陆则更易发生持续时间最长、范围最广的单一事件（Řehoř et al. 2025）。这种精细化的特征量化，为理解干旱的演变规律及其区域风险提供了更深入的视角。在中国，干旱化趋势呈现明显的空间异质性，东北及华中地区干旱加剧趋势显著，而部分西北及青藏高原地区则呈现湿润化趋势（Deng et al. 2020; Li and Ma 2015; Wang et al. 2011）。具体到旱涝急转事件，研究表明其在中国主要农区（如华北平原、长江流域）存在明显的空间异质性和热点区域，且近几十年来在发生频率和空间范围上均呈加剧趋势，这种加剧主要受人为气候强迫驱动，并受大尺度气候变率的调制（Bi et al. 2023; Chan et al. 2018; Li et al. 2022; Liang et al. 2025; Zhang et al. 2023）。在驱动机制的解析层面，研究已从简单的统计相关性分析走向基于物理的定量归因。研究普遍证实，土壤湿度异常是气候系统自然变率与人类活动共同作用的结果。大气环流异常是引发区域持续性异常的根本气候强迫（Sheffield and Wood 2008）；而人类活动（如农业强化灌溉）的干预，已成为许多地区土壤湿度动态不可忽视的驱动因子（Liu et al. 2015）。定量归因研究指出，全球约 65.1% 的土壤变干趋势可归因于气温上升，而变湿趋势则受气温、降水和植被的共同影响（Deng et al. 2020）。值得注意的是，灌溉等人为用水在缓解表层土壤干旱的同时，也可能加剧了地下水消耗，揭示了水资源管理的复杂效应（Chan et al. 2021）。然而，当前研究在分离自然变率与人类活动的相对贡献方面仍面临方法论上的挑战，特别是如何准确量化不同驱动因子在复合事件中的交互作用。

尽管研究取得显著进展，当前监测仍面临核心挑战：即对多源数据产品长期趋势估计的一致性及其表征极端异常能力缺乏系统的不确定性量化。土壤湿度异常指数的计算严重依赖于所选取气候基准期的“平均状态”。在气候变化导致干湿背景场发生显著趋势性变化的背景下，如何定义“气候平均态”本身即是一个挑战（Song et al. 2020）。不同产品在趋势模拟与极端值刻画上的巨大差异（Hirschi et al. 2025），使得基于任何单一产品得出的长期变化结论都存在不确定性。因此，未来的研究亟需转向对多源数据产品长期趋势估计的一致性及其表征极端异常能力进行系统的不确定性量化，这亦是本研究旨在解决的核心问题。

1.2.3 作物对土壤湿度异常的生理生态响应

土壤湿度异常，特别是干旱与旱涝急转事件，对作物生产力的影响并非简单的线性因果关系，而是一个由生理过程与生态机制共同介导的复杂响应链。当前研究共识表明，作物响应主要遵循两条核心且相互关联的通路：光合碳同化（“源”供应）限制与物候发育（“库”形成与充实）调整。水分胁迫首先通过抑制气孔导度直接限制 CO_2 吸收，导致冠层总初级生产力（GPP）下降，减少光合产物的“源”供应（Jiang et al. 2025; Peng et al. 2024）；与此同时，为逃避逆境，作物常表现出加速发育、缩短关键生育期（如灌浆期）的物候调整策略（Liu et al. 2022; Luo et al. 2021），这直接影响“库”的容量（粒数）和充实程度（粒重）。对于“旱涝急转”类复合事件，其危害更具非线性与累积性：前期的干旱胁迫已显著削弱作物根系活力与整体抗逆性，紧随其后的涝渍进一步加剧土壤缺氧，导致作物生理功能在短时间内遭受多重打击，恢复能力崩溃，往往产生“1+1>2”的灾害效应（Qiu et al. 2024）。田块尺度实验证实，旱涝急转会抑制作物生物量与产量，引发光合下降、衰老加速等生理紊乱，并可能加剧氮磷流失等环境外部性（漆栋良等 2024; 时运佳等 2025; Bi et al. 2025; Gao et al. 2019; Xiong et al. 2018; Yuan et al. 2024）。更重要的是，干旱与涝渍的序贯效应并非简单的加和，其最终结局从拮抗（轻度干旱部分抵消后续涝害）到协同加剧，取决于胁迫强度与发生时机（Gao et al. 2017; Xu et al. 2021）。

作物对水分胁迫的响应并非均质，而是受到作物类型、生育阶段和环境背景的多维度调控，呈现出高度的时空异质性。在作物类型层面，小麦（ C_3 ）与玉米（ C_4 ）因其光合生理途径（Calvin 循环 vs. Hatch-Slack 循环）及水分利用效率的固有差异，对水分胁迫的响应策略与敏感度截然不同，通常 C_4 作物玉米在轻度至中度干旱下表现出更高的韧性（Karami et al. 2025; Opoku et al. 2024）。在生育阶段层面，营养生长期受抑主要影响生物量积累，而生殖生长期（如开花、灌浆）作为“水分临界期”，其间的胁迫对最终产量具有决定性影响（米娜等 2017; Eser et al. 2024）。在环境背景层面，相同的土壤干旱若与高温、低湿（高饱和水汽压差，VPD）的大气干旱相结合，其胁迫效应会因蒸散需求激增而被显著放大（Lobell et al. 2014）；此外，作物根系构型及获取深层土壤水的能力是其抗旱性的关键，根系分布浅的作物对表层土壤干旱更为敏感（Yu et al. 2007）。对于旱涝急转，作物响应进一步受到前期胁迫遗留效应、事件发生物候期以及各阶段能量、水分和温度条件相互作用的共同调控（Jacques et al. 2021; Pissolato et al. 2024; Toca et al. 2025）。管理措施如灌溉可极大缓解胁迫，但其效果高度依赖于灌溉的时机与量（Li et al. 2022），而雨养农业系统则更为脆弱。

尽管机制研究不断深化，当前该领域仍存在显著局限，制约着对农业干旱风险的精准评估与预测。首要问题在于研究视角的割裂，大量工作仍孤立地关注光合或物候单一通路（Jiang et al. 2025; Tian et al. 2025），缺乏将二者置于统一框架下、量化其相对贡

献及交互作用的集成研究，而产量本质是“源”与“库”动态平衡的结果。其次，现有分析多呈现维度单一性，缺乏能够同时考量作物类型、关键生育阶段、环境背景和管理措施的综合响应框架（Hendrawan et al. 2023）。再者，许多研究止步于建立土壤湿度与产量的统计关联，而非揭示其背后的生理生态机制，这限制了模型的机理解释力和外推预测能力。最后，对“旱涝急转”等复合极端事件的致灾机制认知仍非常匮乏，缺乏有效的动态风险评估模型。因此，未来的研究亟需发展一个过程导向的集成分析框架，能够同时量化光合与物候双路径响应，并系统评估多维因素的调控作用，从而真正实现对农业干旱形成机制的透彻解析与精准预测。这一框架的建立需要突破传统研究范式的限制，整合多源观测数据与过程模型，在细胞-器官-个体-群体等多尺度上揭示水分胁迫的传递机制。特别需要加强基于过程的机理模型研究，将土壤-植物-大气连续体中的水分传输、碳同化分配、信号传导等过程进行耦合，从而实现对农业干旱形成机制的透彻解析与精准预测。

1.3 研究中存在的问题

保障粮食安全与农业系统可持续性，需要更准确地认识气候变化背景下以土壤水分异常为核心的农业水文极端事件及其对作物生态过程的影响。然而，当前研究在数据基础、机制认知与复合灾害评估三个层面仍存在显著瓶颈，具体体现在：

(1) 长时序土壤水分产品的可靠性与趋势一致性不足，制约农业干旱/湿害胁迫的精准监测

目前广泛使用的再分析、模型同化等多源土壤水分产品，在刻画长期水分趋势（干/湿化信号）、干旱与湿害胁迫强度演变等方面存在显著分歧，尤其在气候过渡带与灌溉强烈影响区表现更为突出。这种产品间的不一致性可能影响基于土壤水分的农业干旱监测、风险评估与适应决策，并增加趋势判别与极端指标估计的不确定性。因此，有必要系统评估多源产品在不同农业生态区的适用性与可靠性，并进一步厘清产品差异对趋势判别与极端事件指标的影响路径。

(2) 土壤水分亏缺（土壤干旱）对作物光合—物候响应的联合表征与驱动机制认知仍不充分

传统研究常以单一过程或单一指标刻画干旱影响，难以同时覆盖作物碳同化变化与发育进程调整两条关键响应路径。水分胁迫既可通过抑制光合碳同化（GPP）影响作物碳获取过程，也可通过改变物候发育进程与关键生育阶段长度影响生长节律。现有研究多聚焦单一过程，缺乏在区域尺度上对 GPP 异常与物候响应进行联合表征、类型化刻画并开展系统归因的分析。同时，对作物类型（C₃/C₄）、灌溉制度、生育阶段与土壤深度等调节因素的交互作用考虑仍不足。因此，有必要发展可复用的过程导向分析思

路，在统一判别体系下刻画干旱事件的“光合—物候”协同与错配响应，并解析其主导驱动因子及其时空异质性。

(3) 旱涝急转事件的阶段性生态效应缺乏可解释、可比较的区域诊断指标体系与分型方法

旱后转涝并不必然促进作物恢复，其净效应取决于洪涝阶段的水热配置。低能（低温/寡照）或持续积水可能进一步加剧胁迫，而适宜的水热窗口则可能促进光合恢复并削弱干旱遗留影响。目前对“洪涝阶段何时缓解或加剧干旱遗留影响”的认识仍不清晰，缺乏能够在区域尺度上量化阶段间相互作用的诊断指标、解释模型与脆弱性分类体系。因此，需要形成面向分区适应的可解释评估方法与类型划分思路，以支撑复合极端事件的风险识别与管理。

1.4 研究内容和技术路线

1.4.1 研究内容

本研究主要包含以下三个方面的工作：

(1) 长时序土壤水分产品的趋势一致性评估与农业胁迫监测适用性诊断

面向农业水分胁迫监测的数据可靠性需求，开展针对 ERA5-Land、GLEAM4 等五类主流长时序产品的系统评估框架。通过标准化土壤水分指数与干/湿胁迫强度指标，在中国九大农业生态区对其长期趋势方向、幅度与空间格局的一致性进行定量比较；进一步提出净干湿强度指标统一量化干湿双向胁迫方向，并结合地面观测与历史典型极端旱涝年记录，从精度、稳定性与局限性等方面检验其对农业相关水分胁迫的刻画能力，明确不同产品在长期趋势分析与短期异常监测中的适用场景，为后续机制研究提供经验证的数据依据。

(2) 土壤水分亏缺（土壤干旱）的“光合—物候”联合响应分型与主导驱动因子归因

面向作物碳同化过程与发育进程变化，构建基于“GPP 异常—物候异常”联合表征的过程导向分析思路。依据 GPP 与物候异常的符号组合，建立四类干旱响应类型，用于刻画干旱事件中“光合变化—发育变化”的协同与错配特征。特别关注光合作用路径与物候反应路径如何相互作用，影响作物的生理过程和生长发育节律。基于全国尺度遥感数据，沿作物类型（玉米/小麦）、灌溉制度、关键生育阶段及土壤深度等维度开展分层解析，量化各类响应的时空格局及其光合与物候特征，突出联合分型在跨区域比较中的一致判别口径。进一步结合驱动因子归因方法，定量识别气象因子与干旱强度对 GPP 与物候异常的相对贡献，建立作物特异性的主导驱动因子模型与脆弱性诊断思路。

(3) 旱转涝急转事件对主要谷物光合功能的阶段响应解析与脆弱性分型研究

将研究拓展至旱转涝急转复合灾害链,聚焦玉米与小麦生长季内事件识别与冠层功能动态响应。提出“复合抵抗力”与“抵抗力差异”诊断指标体系,分别用于量化全事件序列的总体抑制程度及分离洪涝阶段对干旱遗留影响的净调节效应。结合机器学习与可解释性分析,识别事件特征、阶段水热条件、物候背景与大尺度气候模态对作物恢复过程的非线性控制与阈值效应;最终基于暴露度、抑制程度与恢复效能的空间组合,构建区域脆弱性原型,为主要粮食作物分区分阶段的适应性管理提供机理依据与分类指导。

1.4.2 技术路线

本研究围绕“基于土壤湿度探究干旱及早涝急转对中国不同农业区小麦和玉米的影响”这一核心问题,遵循“数据准备处理—一致性评估与事件表征—干旱响应分型与归因—旱涝急转诊断”的技术主线构建技术路线示意(图 1-1)。在数据准备阶段,集成多源长时序土壤湿度产品(ERA5-Land、GLEAM4、GLDAS_Noah、GLDAS_CLSM、MERRA-2)、土壤湿度原位观测与 SMAP-L4 产品,并汇入作物空间分布与物候/灌溉信息、总初级生产力(GPP)以及降水、辐射、气温、南方涛动指数(SOI)等气象与环境因子,形成统一的数据支撑体系。

在评估与表征阶段,构建标准化土壤湿度指数(SSMI)与净干湿强度指数(NDWI)等土壤水分胁迫指标,并采用斯皮尔曼秩相关等方法,从多源产品间长期趋势与干/湿胁迫强度的空间分歧对比、与站点观测/SMAP-L4 的趋势一致性对比,以及典型旱涝年份事件识别与表征能力对比三个方面,系统诊断长时序土壤水分产品在农业胁迫监测中的适用性与不确定性来源。在此基础上,基于 SSMI 识别土壤干旱事件,并以生长度日(GDD)将事件与作物物候窗口对齐,量化事件尺度 GPP 与物候期长度相对于长期均值的异常及其强度;据此提出“GPP—物候”协同响应的四象限类型化方案(协同增强、光合主导、物候主导、协同抑制),并在作物类型(玉米/小麦)、农业生态区、灌溉制度、物候阶段与土壤深度等维度开展分层统计对比。进一步采用 LMG 方差分解等方法,量化干旱强度及降水、气温、短波辐射等因子对 GPP 与物候异常的相对贡献,从而识别不同响应类型下的主导驱动因子及其差异化作用特征。

最后,在复合诊断阶段面向旱转涝急转事件,依次开展事件识别、复合抵抗力(CR)/抵抗力差异(RD)阶段效应指标构建与可解释归因分析,刻画事件暴露的时空格局与趋势,量化复合胁迫抑制程度及涝阶段净效应,并识别 CR/RD 空间异质性的关键驱动因素与脆弱性类型,从而形成面向农业水分胁迫监测与复合灾害风险识别的可复用方法流程。

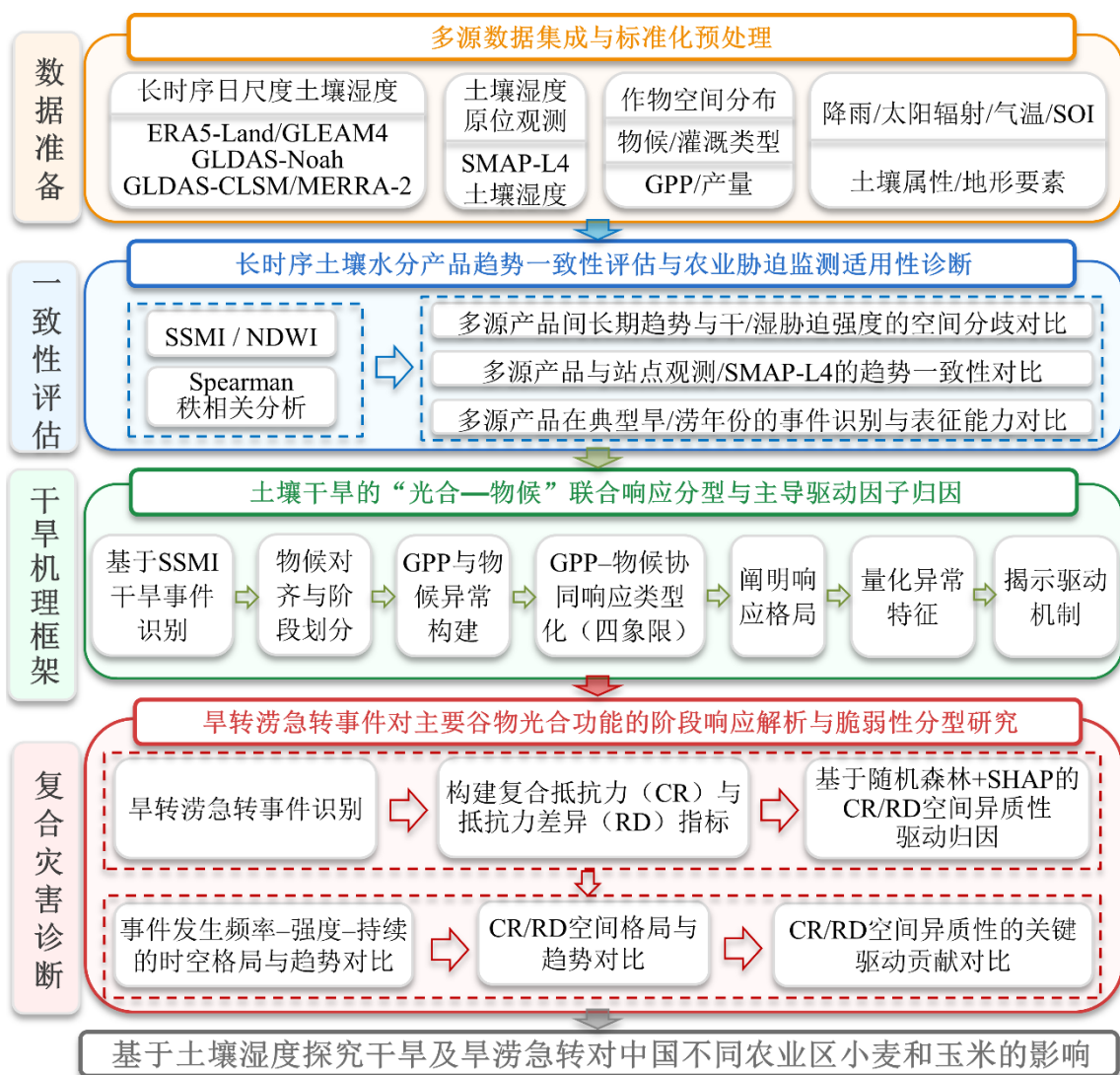


图 1-1 本研究技术路线图。

Figure 1-1 Technical route of this study.

第二章 研究区与数据

2.1 研究区域概况

根据生物地理、气候及农业生产特征，中国被划分为九个农业生态区 (Han et al. 2024)：东北平原 (A)、北方干旱半干旱区 (B)、黄淮海平原 (C)、黄土高原 (D)、青藏高原 (E)、长江中下游平原 (F)、四川盆地 (G)、华南地区 (H) 和云贵高原 (I)，划分框架依据中国科学院资源环境科学与数据中心 (<https://www.resdc.cn>)。玉米主要分布于 A–D、F 和 G 区，小麦则集中种植于 B–D、F、G 和 I 区。为聚焦代表性产区，剔除种植面积可忽略的区域 (玉米的 E、H 区；小麦的 A、E、H 区)。保留的区域涵盖主要生产区，并涵盖了支撑干旱-作物互作机制的农业生态梯度 (图 2-1)。

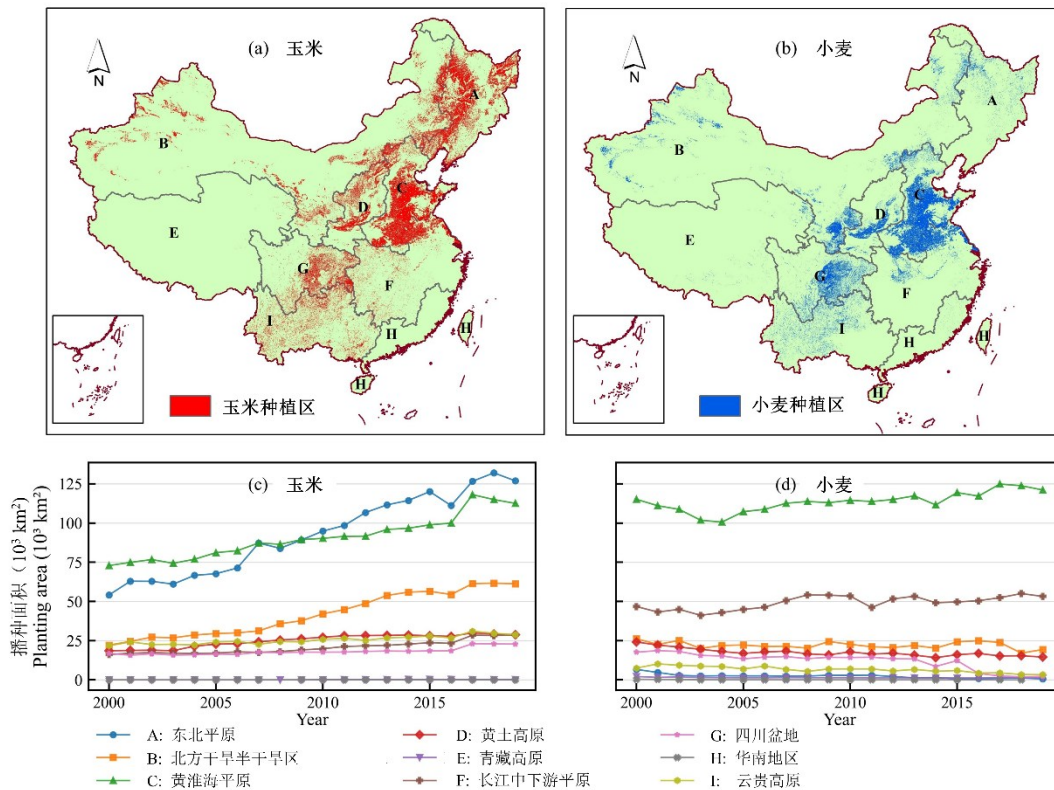


图 2-1 中国主要农业生态区内玉米和小麦种植的空间分布及时序动态。(a) 玉米分布；(b) 小麦分布；(c) 玉米面积时序动态；(d) 小麦面积时序动态。

Figure 2-1 Spatial distribution and temporal dynamics of maize and wheat planting across major agro-ecological zones in China. (a) Maize distribution; (b) Wheat distribution; (c) Temporal dynamics of maize area; (d) Temporal dynamics of wheat area.

2.2 数据来源及预处理

2.2.1 土壤湿度站点原位观测数据

本研究采用了中国气象局（CMA）提供的两种原位土壤水分数据集（图 2-2）：人工观测数据集（1980-2010 年）与自动观测数据集（2010-2022 年）。人工数据集包含每月 8 日、18 日及 28 日在五个标准深度（10-100 厘米）通过重量-热力法测得的土壤水分记录，作为国家基准数据（Wang and Shi 2019）。为保障统计可靠性，共筛选 122 个站点，要求各站点每月至少具备两次观测记录，且拥有至少连续 20 年的数据，并据此计算年均土壤水分值。此外，自动观测数据集涵盖 480 个站点的每日 0-10 厘米土壤水分数据（Li et al. 2022）。保留每月有效日记录不少于三分之二且至少连续三年数据的站点，并计算其月平均值。在本研究的遥感产品评估中，仅使用两个数据集的表层（0-10 厘米）土壤水分数据。

两类原位观测均为“实地下垫面”观测：站点传感器/采样点设置在其所在区域的实际土地利用单元内（如耕地站点布设于农田地块内），旨在反映作物生长环境中土壤水分的真实状态，而非在独立于周边土地利用的标准化小试验地（如常规气象站围栏内标准观测场）进行统一下垫面控制的观测。因此，站点记录在一定程度上综合了区域自然条件与局地土地利用背景对土壤水分的共同影响，更贴近农业应用情境。人工重量-热力法测量通常被认为具有较高的准确性，并作为国家基准数据集使用，但其存在时间分辨率较低且可能受观测者主观偏差影响的局限性。相比之下，自动观测站点提供了更高频率的日测量数据和更密集的空间覆盖，但其传感器更容易受到校准漂移和环境噪声的影响，导致长期一致性存在较大不确定性。这些特征凸显了两种观测系统在测量精度与时空覆盖范围之间的权衡关系。

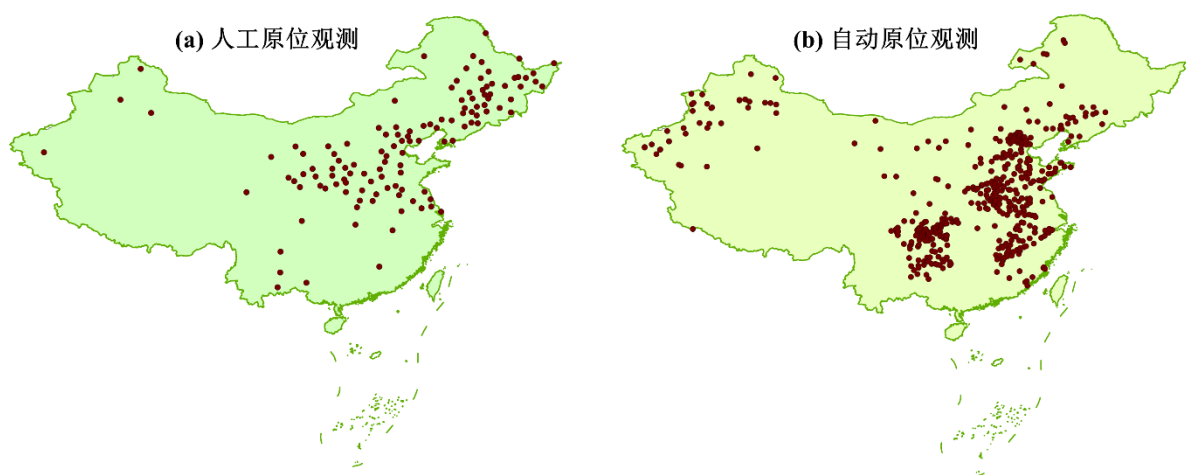


图 2-2 本研究使用的土壤湿度人工原位观测站 (a) 与自动原位观测站 (b) 的空间分布图。

Figure 2-2 Locations of manual (a) and automatic (b) in situ soil moisture observation sites used in this study.

2.2.2 土壤湿度栅格化产品

(1) 长时序列日尺度土壤水分产品

研究采用了五种应用广泛、具有长时间序列的日尺度土壤水分遥感产品：ERA5-Land、GLEAM4、GLDAS_Noah、GLDAS_CLSM 和 MERRA-2（表 2-1）。为确保时间一致性，所有产品均通过算术平均聚合至日分辨率。本研究聚焦于各产品提供的表层土壤水分，因该深度在各数据集中定义最为统一，且多为直接观测或同化所得，而深层土壤水分通常通过模型参数化推导并依赖于表层估算。此外，0-10 厘米土层对降水和蒸散发异常响应最为迅速，是表征土壤水分胁迫的敏感指标。

ERA5-Land 由欧洲中期天气预报中心（ECMWF）开发，采用四层土壤结构的 HTESSEL 陆面方案以及基于达西定律的水通量公式。该产品未同化土壤水分观测，而是由高分辨率大气驱动场驱动（Hersbach et al. 2020; Muñoz-Sabater et al. 2021）。GLEAM4 是基于卫星约束的诊断模型，通过被动微波反演数据，并采用 Priestley-Taylor 方法分割蒸散发，进而重建土壤水分。该模型模拟关键水文过程，但未进行状态同化（Martens et al. 2017; Miralles et al. 2025）。GLDAS 由美国航空航天局（NASA）开发，提供多套基于观测数据驱动的陆面模式输出。本研究采用其两种配置：基于 Richards 方程（四层土壤）和 Penman-Monteith 蒸散发方案的 Noah 模型（Zeng and Decker 2009），以及采用水文响应单元（HRU）方法、具有浅层表层土壤并明确考虑径流-地下水相互作用的 CLSM 模型（Jose et al. 2024）。两版 GLDAS 均未直接同化土壤水分观测。MERRA-2 同样由 NASA 开发，是基于 GEOS-5 框架构建的大气再分析系统。其使用与 GLDAS_CLSM 相同的 Catchment 陆面模式，但加入了微波辐射计与降水观测的同化，旨在提升陆—气水收支闭合精度（Gelaro et al. 2017; Reichle et al. 2017）。

(2) SMAP Level-4 同化土壤水分数据

SMAP Level-4（SMAP-L4）是一款时空连续、分辨率为 9 公里的 3 小时土壤水分产品，自 2015 年 3 月 31 日起正式运行。该产品将 NASA 的 Catchment 陆面模型（CLSM）与同化的卫星亮温数据相结合，相较于仅基于卫星反演的增强版 Level-3 产品，显著提升了土壤水分的估算精度（Chan et al. 2018）。在中国的验证结果表明，与 ERA5-Land、GLDAS_Noah 和 GLEAM4 等其他产品相比，SMAP-L4 具有更低的偏差和均方根误差，并能更准确地捕捉日尺度降水动态（Hong et al. 2024）。为评估产品层面的不确定性，本研究提取了 2015 年 3 月至 2022 年 12 月期间 SMAP-L4 的月平均表层土壤水分数据（0-5 厘米），用于系统性的对比分析。

(3) SMCI 土壤水分数据

本研究采用 SMCI1.0 数据集（Soil Moisture of China by in situ data, version 1.0）获取土壤水分数据（Li et al. 2022）。该数据集为一套基于机器学习方法生成的、高时空分辨率网格化土壤水分产品。其以中国 1789 个原位观测站数据为基础训练随机森林模型，

并综合 ERA5-Land 再分析数据时间序列、叶面积指数、土地覆盖类型、地形及土壤属性等多源信息作为预测因子，最终生成了覆盖中国区域、时间跨度为 2000-2020 年、空间分辨率为 1 公里的日尺度土壤水分数据。产品提供 0 至 100 厘米深度范围内、以 10 厘米为间隔的 10 层土壤水分估计值。验证表明，该数据集在年份间和站点间独立实验中均表现出较高的精度（ubRMSE 介于 0.041-0.052，R 介于 0.866-0.919），总体优于 ERA5-Land、SMAP-L4 等主流产品，可作为现有基于模型或卫星的土壤水分数据集的有效补充，适用于水文、气象与生态等领域的相关研究。

针对不同研究目标，对 SMCI1.0 数据进行了相应的预处理。在干旱对作物影响的研究中，基于 0-60 厘米逐 10cm 深度的根区分层土壤水分，计算其 8 天均值以反映作物根区水分动态，并据此计算 SSMI，用以识别干旱事件及评估其强度。在旱涝急转研究中，首先提取 0-60 厘米深度土壤水分并计算其深度加权平均值，以表征根区土壤水分状况；随后，将日尺度数据聚合为 8 天间隔均值，以匹配植被 GPP 数据的时间分辨率并降低高频噪声；最后，通过概率积分变换及反正态映射，将 8 天序列的根区土壤水分转换为 SSMI，用于量化土壤水分异常。需要说明的是，上述两部分研究中使用的土壤水分变量（包括原始值与 SSMI）均严格限定在玉米和小麦各自的生长季内进行分析，以确保研究结论与作物生理过程直接相关。

表 2-1 研究中使用长时序土壤湿度产品。

Table 2-1 Summary of the long-term soil moisture datasets used in this study.

产品 Product	类型 Type	空间分辨率 Spatial resolution	时间分辨率 Temporal resolution	表层深度 Surface soil depth	参考 Main reference
ERA5-Land	陆面再分产品	0.1°	小时	0-7 cm	(Muñoz-Sabater et al. 2021)
GLEAM4	混合卫星水平衡模型	0.1°	日	0-10 cm	(Miralles et al. 2025)
GLDAS_Noah	陆面数据同化模型	0.25°	3 小时	0-10 cm	(Rodell et al. 2004)
GLDAS_CLSM	基于流域的陆面模型	0.25°	3 小时	0-2 cm	(Rodell et al. 2004)
MERRA-2	大气再分析产品	0.5° × 0.625°	小时	0-5cm	(Gelaro et al. 2017; Reichle et al. 2017)

2.2.3 作物与农业数据

(1) 作物像元分布与物候数据

本研究采用的作物物候与空间分布数据源自 ChinaCropPhen1km 数据集 (Luo et al. 2020)。该数据集基于全球陆表卫星 (GLASS) 叶面积指数 (LAI) 产品，采用最优滤

波物候检测方法 (OFP), 生成了 2000-2019 年中国三大主粮作物 (玉米、小麦、水稻) 的 1 公里网格化物候产品。其通过结合拐点法与阈值法, 实现了全国范围内关键物候期的高精度识别, 与农业气象站 (AMS) 观测数据的对比验证表明, 物候期反演误差普遍小于 10 天, 能够较好反映站点尺度物候动态的时空格局, 为大尺度农业系统或地球系统模拟提供了高分辨率、空间明确的作物物候信息。

在数据预处理阶段, 本研究统一从数据集中提取玉米和小麦的物候与空间分布信息。为保障作物空间代表性, 仅保留至少十年具有玉米或小麦种植记录的栅格单元。针对不同作物, 选取数据集中提供的、同时对水分胁迫响应敏感的关键物候阶段: 玉米选取三叶期、抽雄期和成熟期, 小麦选取返青出苗期、抽穗期和成熟期, 并以此界定各像元的生长季。所有后续分析均严格限定在作物生长季内进行, 确保研究结论与作物生理过程直接相关。

在具体研究应用中, 物候数据为干旱影响分析与旱涝急转事件识别提供了统一的物候基准。在干旱对作物影响研究中, 物候数据用于精细划分作物发育阶段, 以定量分析不同物候期干旱胁迫的差异化效应。具体而言, 基于抽穗 (雄) 期这一关键物候节点, 将水分亏缺事件依据其发生时间与抽穗 (雄) 期的相对关系划分为三个阶段: 阶段一包含发生在作物建株期之后、且在抽穗 (雄) 期前至少 8 天结束的事件; 阶段二包括与抽穗 (雄) 期发生重叠 (抽穗 (雄) 日期 \pm 8 天内) 的事件; 阶段三则包含在抽穗 (雄) 期后至少 8 天才开始的事件。这一划分方式有助于系统辨识作物在不同水分敏感期遭受干旱胁迫的具体影响。在旱涝急转事件研究中, 则依据事件结束日期与抽雄期 (玉米) 或抽穗期 (小麦) 的关系, 将事件划分为抽雄/抽穗前与抽雄/抽穗后两类, 进而探讨不同物候阶段旱涝急转的影响差异。

(2) GPP 数据

本研究采用 GPP 数据源自 PML_V2 数据集 (Zhang et al. 2019)。该数据集基于 Penman-Monteith-Leuning 模型, 通过冠层导度耦合机制实现了蒸散发与总初级生产力的同步估算, 提供了 2000-2023 年期间 500 米空间分辨率和 8 天时间分辨率的全球 GPP 产品。PML_V2 模型利用 GLDAS 气象数据、MODIS 叶面积指数 (LAI) 及地表反射率等多源遥感数据作为输入, 在全球 95 个涡度相关通量站点上进行了参数率定与验证, 验证结果表明 GPP 估算精度较高 (R^2 可达 0.87-0.92, ubRMSE 为 0.041-0.052), 能够较好地反映植被光合作用的时空动态。该数据集在碳水耦合机制、时空分辨率及验证精度方面均优于同类产品, 适用于大尺度生态系统生产力研究。

针对本研究的不同分析目标, 对 GPP 数据进行了相应的预处理。在干旱对作物影响研究中, 从 PML_V2 数据集中提取 GPP 变量, 将其空间分辨率重采样至 1 公里, 以匹配其他数据产品的空间尺度, 并基于 8 天时间分辨率计算生长季内的生产力异常, 用于量化干旱胁迫对作物光合作用的影响。在旱涝急转事件研究中, 同样采用 PML_V2

数据集，将 500 米分辨率数据重采样至 1 公里，随后通过去趋势处理（移除季节循环和长期趋势）将原始 GPP 序列转换为基于百分位数的标准化序列，以消除区域差异并凸显事件驱动的变异性（Forzieri et al. 2022）。需要特别说明的是，两个研究均将 GPP 分析严格限定在玉米和小麦的生长季内，以确保研究结论与作物生理过程直接相关。

（3）灌溉数据

本研究采用的灌溉数据源自 CIrrMap250 数据集（Zhang et al. 2024）。该数据集通过整合灌溉统计数据、全国土地调查资料与多源遥感数据（包括植被指数、混合耕地产品及水田分布图），采用半自动训练方法，生成了 2000-2020 年中国灌溉耕地的年尺度分布图，空间分辨率为 250 米。该产品在数据融合过程中充分考虑了粗分辨率像元内耕地覆盖比例问题，并利用约 20000 个参考样本、高分辨率灌溉取水数据及现有灌溉图进行了系统验证。验证结果表明，2000 年、2010 年和 2020 年的总体分类精度达到 0.79-0.88，且 CIrrMap250 估算的灌溉面积能够解释全国灌溉取水量 50%—60% 的变异，精度优于现有同类产品。该数据集准确反映了中国灌溉面积的时空动态特征，可为水文、农业及气候研究提供可靠的灌溉信息支撑。

针对本研究的不同分析目标，对 CIrrMap250 数据进行了统一预处理。首先采用众数采样法将 250 米分辨率数据重采样至 1 公里，以匹配其他数据产品的空间尺度。在干旱对作物影响研究中，重采样后的灌溉数据与作物分布图进行空间叠加，用于表征不同作物的灌溉模式特征。在旱涝急转事件研究中，重采样后的灌溉数据进一步与玉米像元进行空间交集分析，生成二值化的雨养/灌溉指示因子，用于区分不同灌溉条件下的作物响应差异。

2.2.4 其他数据

（1）气象数据和南方涛动指数（SOI）

本研究采用的气象数据源自中国区域地面气象要素驱动数据集（CMFD v2.0）（He et al. 2020）。该数据集融合了欧洲中期天气预报中心 ERA5 再分析数据与气象台站观测数据，并集成了基于人工智能技术制作的 ISCCP-ITP-CNN 和 TPHiPr 辐射与降水产品，提供了 1951-2024 年期间 0.1°空间分辨率和 3 小时时间分辨率的近地面气象要素，包括气温、降水、短波辐射等关键变量。CMFD v2.0 在数据精度、时间长度（74 年）和空间覆盖范围（70°E–140°E，15°N–55°N）方面较前代产品均有显著提升，有效缓解了多源数据拼接和台站迁址导致的虚假气候突变问题，是目前中国区域陆面过程、水文和生态研究中最具权威性的高分辨率气象驱动数据集之一。

针对本研究的不同分析目标，对 CMFD 数据进行了统一预处理。首先将 3 小时分辨率的原始数据聚合为日尺度：降水累加为日总量，气温和短波辐射计算为日平均值。随后，为匹配作物生长监测的时间尺度，将所有气象变量进一步合成至 8 天间隔。在

干旱对作物影响研究中，基于日平均气温计算了生长期日（GDD），用于物候期追踪，同时事件期的气象要素统计变量用于同 GPP 和物候异常影响的驱动分析；在旱涝急转事件研究中，针对每个事件的干旱阶段和洪涝阶段分别计算了阶段特定的气象要素统计量。此外，为表征大尺度气候背景，从美国国家海洋和大气管理局（NOAA）气候预测中心（CPC）获取了 SOI，并针对每个旱涝急转事件计算了事件期间的平均 SOI 以及事件开始前三个月的平均 SOI，用于分析气候驱动因子对极端事件的影响。

（2）土壤属性与地形因子

本研究采用的土壤属性数据源自中国陆面模式土壤属性数据集第二版（CSDLv2）（Shi et al. 2025）。该数据集整合了 11209 个多源历史土壤剖面（包括第二次全国土壤普查、世界土壤信息服务、第一次全国土壤普查及区域数据库）和高分辨率成土环境特征数据，采用集成机器学习与高性能并行计算策略，生成了中国区域 0-2 米深度范围内 6 个标准土层、23 个土壤理化属性的 90 米空间分辨率栅格产品。验证结果表明，CSDLv2 在预测精度和空间细节表现上均优于传统土壤类型关联方法、SoilGrids 2.0 和 HWSO 2.0 等现有产品，能够有效表征中国土壤属性的空间变异特征。地形数据（高程、坡度）则从 TPDC 平台（<https://data.tpdc.ac.cn/>）获取，原始分辨率为 90 米。

研究对上述数据进行了统一预处理。首先，从 CSDLv2 数据集中提取了粉粒含量、黏粒含量和孔隙度三个关键土壤属性，采用深度加权平均方法计算 0-60 厘米土层的平均值，以减少冗余和潜在共线性问题。随后，将 90 米分辨率的土壤属性数据通过平均值聚合方法重采样至 1 公里分辨率，地形数据同样重采样至 1 公里。

第三章 多源土壤湿度产品一致性评估与干湿胁迫趋势差异

3.1 概述

本章内容通过系统评估五种主流高分辨率土壤湿度产品（ERA5-Land, GLEAM4, GLDAS_Noah, GLDAS_CLSM, MERRA-2）在中国区域的长期表现，旨在解决以下三个关键问题：（1）土壤湿度多源产品在干旱与湿害监测中的不一致性问题：即不同产品在刻画中国区域土壤湿度长期趋势、干旱强度与湿害强度上，是否存在显著的空间分歧与趋势差异。（2）产品趋势可靠性的量化与验证问题：即如何利用地面观测（人工与自动站）和 SMAP-L4 卫星数据，系统量化各产品趋势估计的不确定性，评估其与实际状况的吻合程度。（3）极端水文气候事件识别能力的评估问题：即评价各产品在典型干旱与洪涝年份（以长江流域为例）中，对极端水文气候事件的检测与表征能力，以明确其在实际灾害监测中的适用性。通过以上分析，本章旨在为农业干旱监测、水分胁迫评估及农业水文规划提供可靠的数据选用依据和评估基准。

3.2 研究方法

3.2.1 标准化土壤湿度指数

为统一多源土壤湿度产品的量纲并剔除长期趋势，研究采用三步法在栅格尺度对整个时间序列进行归一化与标准化处理（Konkathi and Karthikeyan 2024）：

首先，采用最小-最大值归一化将土壤湿度值缩放到[0,1]区间：

$$SM_{\text{norm}} = \frac{SM_t - SM_{\min}}{SM_{\max} - SM_{\min}} \quad (3-1)$$

式中， SM_t 为时刻 t 的土壤湿度值； SM_{\min} 和 SM_{\max} 分别为整个时间序列的最小值与最大值。

其次，将归一化后的值拟合至 Beta 分布，以获取累积分布函数：

$$P_t = F_{\text{Beta}}(SM_{\text{norm},t}) \quad (3-2)$$

式中， P_t 为累积概率。若 Beta 分布拟合失败，则采用经验累积分布函数替代。

最后，将 P_t 通过标准正态分布的反函数转换为标准化土壤湿度指数：

$$SSMI_t = \Phi^{-1}(P_t) \quad (3-3)$$

此变换所得的标准化土壤湿度指数 SSMI 序列具有零均值与单位方差，便于不同产品间的比较与整合。

3.2.2 干旱/湿害胁迫强度

基于 SSMI 值，以 ± 1 作为中度干旱/湿害的阈值，定义干旱与湿害胁迫指标（Carrão

et al. 2016)。SSMI < -1 的日期视为干旱胁迫事件，SSMI > +1 则为湿害胁迫事件。这些事件的累积强度在月或年尺度上进行量化。考虑到本章旨在刻画干湿胁迫的长期变化特征，而非识别短时或轻度水分异常过程，因此采用 ±1 作为中度干旱/湿害的统一判别阈值，以突出显著异常信号，提高月-年尺度累积统计的稳健性。

干旱强度定义为 SSMI 值低于干旱阈值的累积偏离量：

$$I_{dry} = \sum_{SSMI_t < -1} (-1 - SSMI_t) \quad (3-4)$$

湿害强度则定义为 SSMI 值高于湿害阈值的累积偏离量：

$$I_{wet} = \sum_{SSMI_t > 1} (SSMI_t - 1) \quad (3-5)$$

3.2.3 趋势分析

为评估水文气候变量的长期趋势，本研究采用非参数 Theil-Sen 估计量 (Vannest et al. 2012; Wang and Yu 2005)，在像元尺度计算年尺度土壤湿度、干旱强度与湿害强度的单调变化趋势。

趋势斜率 β 定义为所有时间点对之间斜率的中位数：

$$\beta = \text{median} \left(\frac{X_j - X_i}{j - i} \right), 1 < i < j \leq n \quad (3-6)$$

式中， X_i 与 X_j 分别为第 i 年与第 j 年的变量值。

为评估趋势的统计显著性，采用趋势去除预白化 Mann-Kendall 检验。该方法首先估计并剔除滞后一阶自相关，再对调整后的序列应用 Mann-Kendall 检验，从而提升水文气候时间序列趋势检测的稳健性。趋势在 0.05 水平上被视为统计显著。分析重点在于识别显著上升或下降趋势的空间聚集区，以探测区域水文气候变化。

3.2.4 一致性评估

采用斯皮尔曼秩相关系数评估不同土壤湿度产品在时间上的一致性 (Schober et al. 2018; Sedgwick 2014)。该非参数、基于秩的方法对异常值稳健，适用于像元尺度上不同产品对之间在表层土壤湿度、干旱强度与湿害强度方面的一致性评估。

斯皮尔曼系数 ρ 通过下式计算两个时间序列 X 与 Y 之间的单调关系：

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (3-7)$$

式中， $d_i = R(X_i) - R(Y_i)$ 为时刻 i 的秩次差； n 为时间步长数。 ρ 值为正表示时间协同变化一致，接近 +1 代表一致性高；负值则表明产品间存在反向关系，即不一致。

3.2.5 产品与趋势不确定性评估

本研究首先通过斯皮尔曼秩相关评估不同土壤湿度产品间趋势变化的一致性。进而

采用两种互补方法进行评估：一是基于站点观测的对比，其中人工观测土壤湿度以年尺度分析，自动监测数据则根据可用性以月尺度评估；二是将各产品的趋势与 SMAP-L4 数据集的趋势进行对比。

为综合考虑土壤湿度动态中干旱与湿害的相反信号，引入净干湿强度指数 NDWI，以辅助解释水文气候失衡状态并提升不同产品间的可比性。本研究进一步分析 NDWI 与观测或 SMAP-L4 土壤湿度趋势之间的相关性，以评估各产品捕捉水文气候态方向性变化的能力，从而实现对不确定性的稳健评估。

NDWI 的计算公式如下：

$$NDWI = I_{dry} - I_{wet} \quad (3-8)$$

式中， I_{dry} 与 I_{wet} 分别代表累积干旱与湿害强度。NDWI 为正值表示干旱条件占主导，负值则表示湿害胁迫加剧。

3.2.6 重大干旱与极端湿害事件评估

通过分析 1982-2022 年长江流域夏季（6-8 月）干旱与湿害强度的变化，评估土壤湿度产品捕捉极端水文气候事件的能力。将干旱或湿害强度出现极端值的年份识别为代表性干旱或洪涝事件，进而依据各产品重现这些历史极端事件的能力评估其性能。根据观测记录与文献记载，1998 年夏季被认为是研究期内最严重的洪涝事件，其次为 2022 年；而 2022 年也记录了最强烈的区域性干旱，2006 年与 2011 年也被认定为干旱影响显著的年份。这些典型年份作为基准案例，用于评估各产品在检测极端土壤湿度异常方面的敏感性与一致性。

3.3 结果与分析

3.3.1 土壤湿度及干湿胁迫强度变化趋势的空间格局

不同土壤湿度产品均呈现出一致的水文胁迫响应规律：土壤湿度增加通常伴随干旱强度减弱与湿害胁迫增强，而其减少则对应干旱加剧与湿润状况缓解（图 3-1 和图 3-2）。然而，各产品在变化的空间范围与分布上仍存在显著差异，体现出空间响应模式的不确定性。具体而言，MERRA-2、GLDAS_Noah 与 GLEAM4 在大部分省份显示土壤湿度呈广泛增加趋势，像元正趋势占比分别为 75%、33%与 46%，而负趋势像元占比均低于 20%（分别为 1%、15%与 17%）。与之相反，ERA5-Land 与 GLDAS_CLSM 以显著下降趋势为主，负趋势像元占比分别为 47%与 51%，正趋势像元占比仅为 9%与 18%，且下降趋势主要集中在中国东部半湿润与湿润区。干旱与湿害胁迫强度的趋势空间分布与此相似：MERRA-2 产品中 51%的区域干旱强度减弱，仅 1%的区域干旱加剧；同时 61%的区域湿害胁迫增强。GLDAS_Noah 与 GLEAM4 产品呈现类似格局，干旱趋势相对平衡（分别有 22%与 17%的区域加剧，27%与 24%的区域减缓），但湿害胁迫

增强趋势占明显主导（像元占比分别为 24%与 41%）。

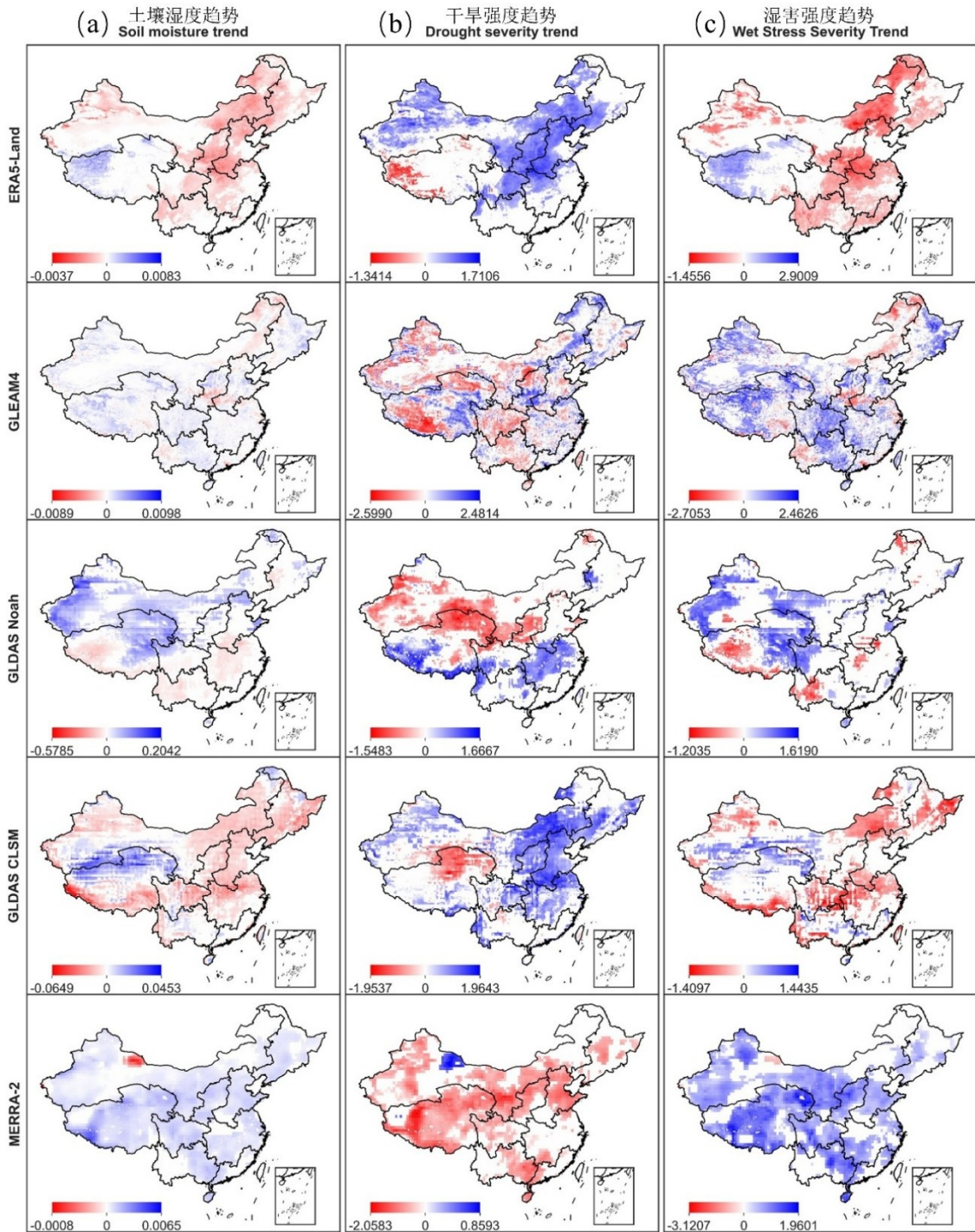


图 3-1 土壤湿度及干湿胁迫强度年际变化趋势的空间格局（MK 检验， $p < 0.05$ 显著）(a) 年平均土壤湿度；(b) 年干旱强度；(c) 年湿害强度。趋势量化为 Theil-Sen 斜率，零值为趋势未通过显著性检验的像元。

Figure 3-1 Theil-Sen slope estimates with significance tested by the MK method for annual mean soil moisture, annual drought intensity, and annual wet stress intensity for each product. Zero values indicate pixels with no statistically significant trend ($p \geq 0.05$).

这些变化与土壤湿度转变高度吻合。ERA5-Land 与 CLSM 产品则呈现相反特征，二者均显示大范围干旱加剧（42%与 45%）与湿害胁迫减弱（40%与 30%），与观测到的土壤湿度减少一致。土壤湿度正趋势主要局限于青藏高原，而负趋势广布于中国中东部地区。

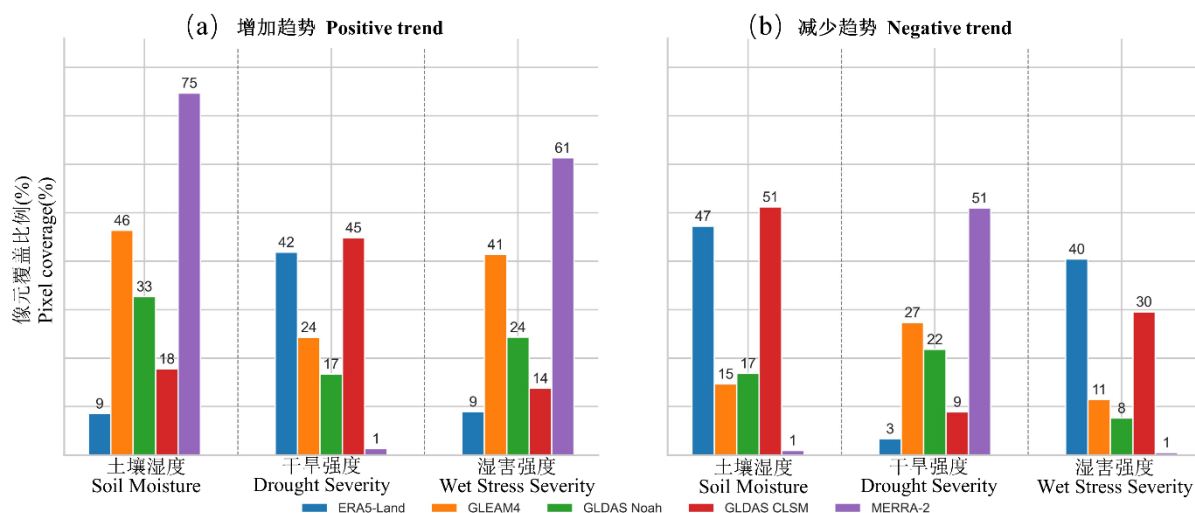


图 3-2 1982-2022 年间各产品年际土壤湿度、干旱强度及湿害强度中呈现统计显著 Theil-Sen 增加/减少趋势的像元百分比。

Figure 3-2 Percentage of pixels exhibiting statistically significant positive and negative Theil-Sen trends in annual soil moisture, drought intensity, and wet stress severity for each product during 1982-2022.

表 3-1 汇总的季节趋势进一步凸显了产品间差异。ERA5-Land 与 GLDAS_CLSM 在所有季节均呈现持续干旱化态势，具体表现为土壤湿度显著下降、干旱加剧及湿润胁迫减弱。GLEAM4 与 MERRA-2 则显示全年普遍的湿润化倾向，土壤湿度与湿润胁迫均显著增加。然而，仅有 MERRA-2 在所有季节均呈现明确且显著的干旱强度下降趋势；GLEAM4 尽管有持续湿润信号，但其干旱趋势表现为混合性或非显著。Noah 产品季节性变幅更大：土壤湿度在春、冬季显著增加，干旱强度在夏、秋季加剧，湿润胁迫在夏、冬季增强。这种混合季节性行为导致其趋势格局相较于其他产品一致性较低。

总体而言，各土壤湿度产品在土壤湿度趋势与水文胁迫响应关系上表现一致：土壤湿度增加通常伴随干旱减缓与湿害胁迫增强，而其减少则对应干旱加剧与湿害胁迫减弱。然而，不同产品在变化幅度与空间分布上存在实质性差异。MERRA-2、GLDAS_Noah 与 GLEAM4 主要呈现土壤湿度与湿害胁迫增加趋势，而 ERA5-Land 与 GLDAS_CLSM 则以土壤湿度减少与干旱加剧为主要特征。季节性趋势进一步显示产品间存在方向与一致性差异。

表 3-1 基于五套产品数据得到的中国区域年平均土壤湿度、干旱强度与湿害强度的季节性 Theil–Sen 斜率及其 MK 检验显著性（季节划分为：春季 3–5 月、夏季 6–8 月、秋季 9–11 月、冬季 12–次年 2 月）。

Table 3-1 Seasonal Theil–Sen slopes with significance tested by the MK method for annual mean soil moisture, drought intensity, and wet stress severity derived from five products across China. Seasons are defined as spring (March–May), summer (June–August), autumn (September–November), and winter (December–February, including December of the previous year).

	季节 Season	ERA5- Land	GLEAM4	趋势 Trend		
				GLDAS _NOAH	GLDAS _CLSM	MERRA-2
土壤湿度 soil moisture	春	-0.0004***	0.0003***	0.0267**	-0.0048***	0.0006***
	夏	-0.0002**	0.0003***	-0.003	-0.0044**	0.0007***
	秋	-0.0003*	0.0002**	0.0025	-0.0048**	0.0008***
	冬	-0.0002	0.0002***	0.0188**	-0.0053***	0.0007***
干旱强度 Drought severity	春	910***	-288	-276	1712***	-1625***
	夏	844***	-15	56**	1077***	-775***
	秋	505***	60	13*	246**	-334***
	冬	73	-212	95	352***	-342***
湿害强度 Wet Stress Severity	春	-458**	506**	76	-517*	1376***
	夏	-521***	213***	216*	-163**	216***
	秋	-721*	1251**	200	-462	2137***
	冬	-118*	7**	36***	-19	112***

3.3.2 多源土壤湿度产品趋势一致性与区域分歧特征

不同水文气候变量、地理区域及数据集组合在趋势检测中的产品间一致性存在显著差异（图 3-3）。就数据集组合而言，ERA5-Land 与 GLDAS_CLSM 在所有产品对中表现出最强的整体一致性，尤其在土壤湿度与干旱强度上。在九个分区中的八个及全国尺度，二者在土壤湿度与干旱强度的相关系数分别持续高于 0.73 与 0.65，表明其在不同区域均保持高度协同变化。湿害胁迫强度方面，GLDAS_Noah 与 GLDAS_CLSM 之间 ($r > 0.69$)，以及 Noah 与 MERRA-2 之间 ($r > 0.60$) 在多个区域一致性较高。然而，这些组合在青藏高原一致性显著降低：该区域土壤湿度相关性未通过显著性检验，干旱相关性普遍较弱（如 GLDAS_Noah 与 MERRA-2 的 $r = 0.42$ ）。在该区域，ERA5-Land 与 GLEAM4 的土壤湿度相关性最高 ($r = 0.78$)，而 GLDAS_Noah 与 GLDAS_CLSM 在干旱强度上一致性较好 ($r = 0.60$)。

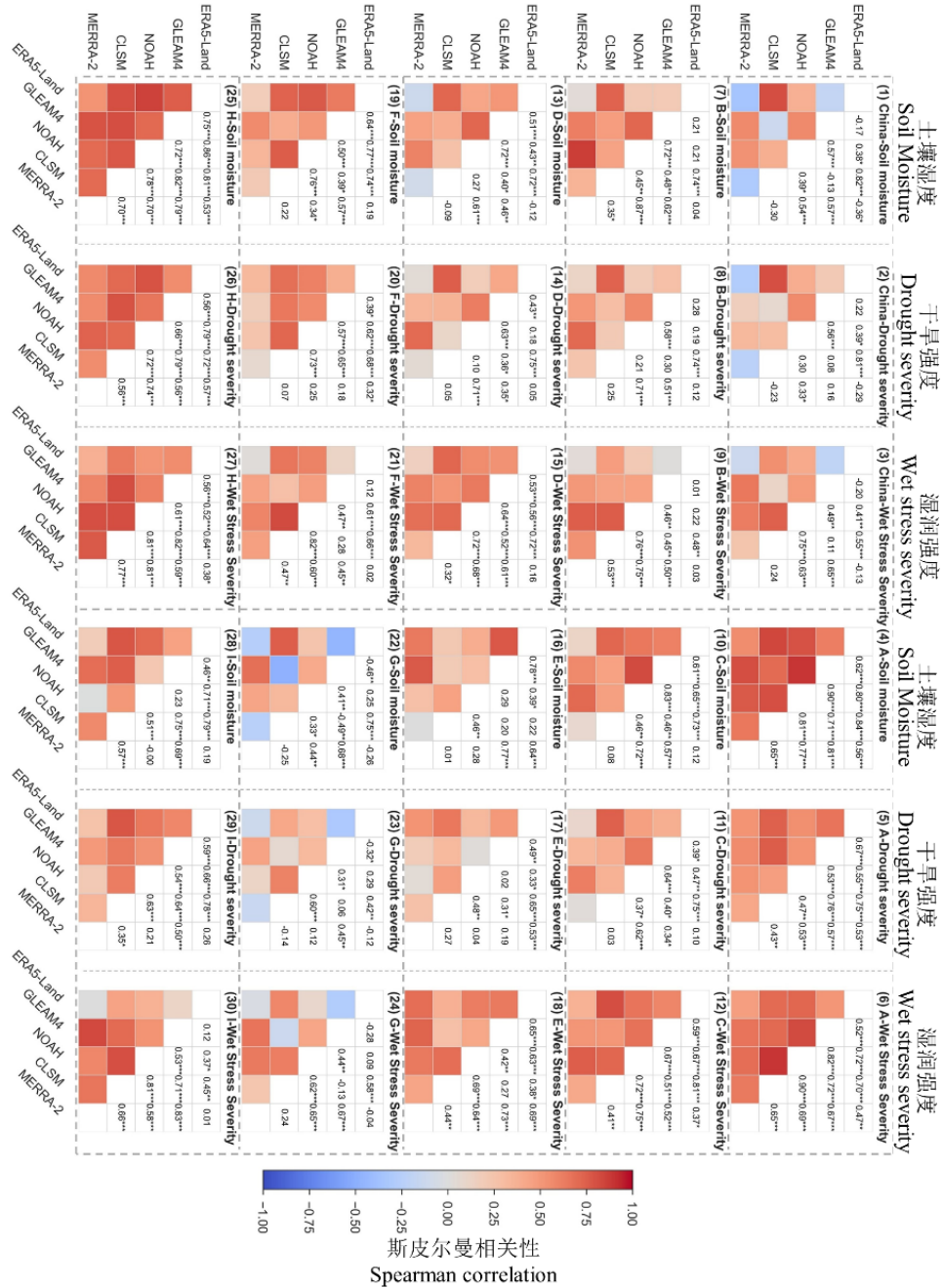


图 3-3 中国区域年际变量（土壤湿度、干旱强度、湿害强度）序列的产品间斯皮尔曼相关热图（1982-2022）。各子图分别为不同变量的两两相关系数与显著性。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；E：青藏高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；H：华南地区；I：云贵高原。

Figure 3-3 Spearman correlation heatmaps between product pairs based on regional time series of annual mean soil moisture, annual drought intensity, and annual wet stress severity across China from 1982 to 2022. Each panel shows pairwise correlation coefficients and corresponding significance levels for each variable. Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; E, Tibetan Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; H, South China; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

一致性程度亦存在显著区域差异。中国南部地区在不同产品间表现最一致，所有指标相关系数介于 0.53 至 0.86。东北平原次之，相关系数在 0.43 至 0.90 区间。相反，四川盆地及周边区域不一致性最突出，出现多组产品对呈负相关，尤其在干旱与湿害胁迫强度上；尽管该区域仍有少数组合呈现中等一致性。总体来看，地理区域差异是导致土壤湿度、干旱及湿害胁迫趋势评估中产品间一致性强弱的系统性因素。

3.3.3 基于站点原位观测评估土壤湿度及水文胁迫趋势不确定性

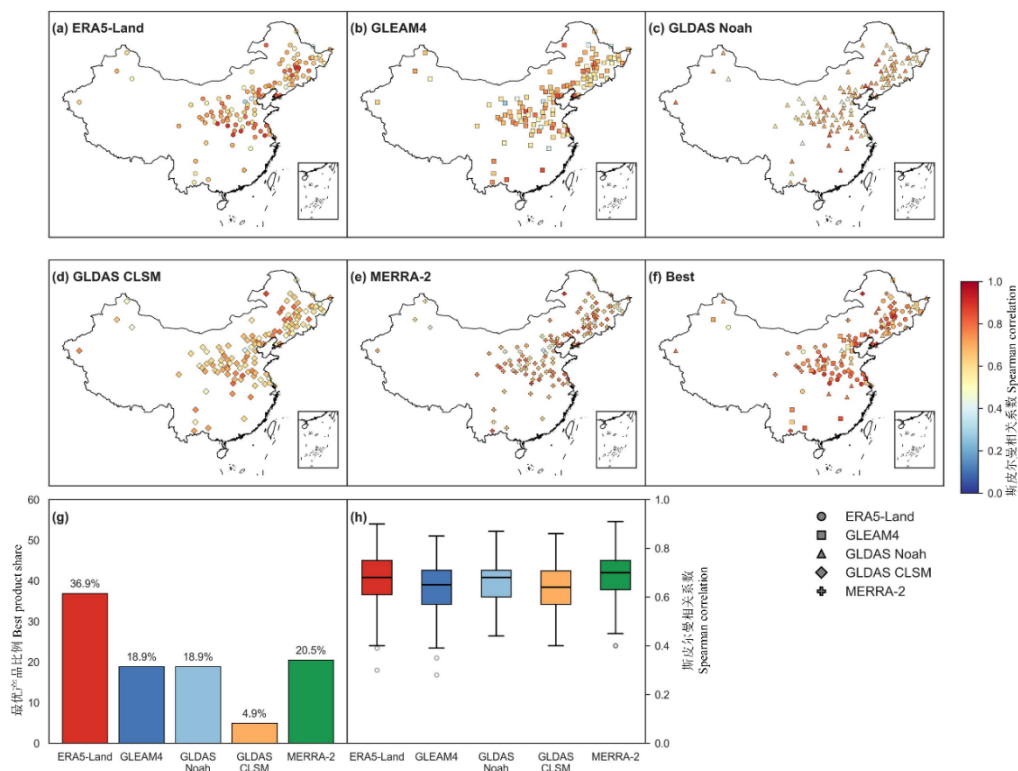


图 3-4 基于站点实测数据的土壤湿度产品精度评估（1982-2022）。（a-e）各产品与所有站点年序列的斯皮尔曼相关系数；（f）具有统计显著最高相关值的产品空间分布；（g）最佳表现产品站点频数分布；（h）各产品相关系数分布箱线图。

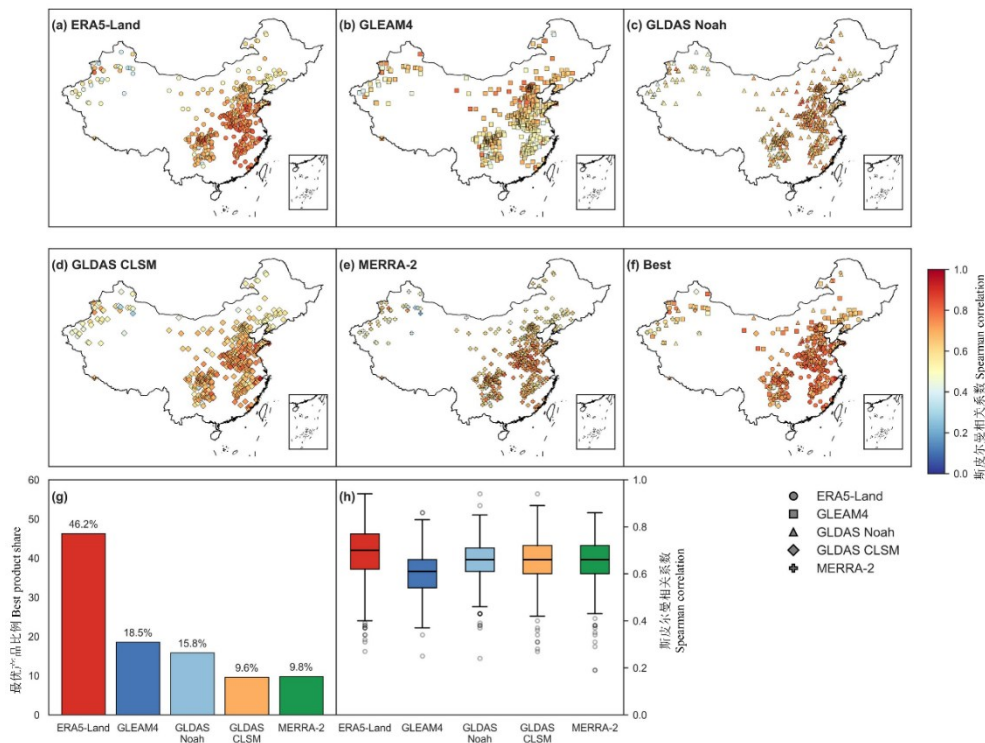
Figure 3-4 (a–e) Spearman correlation coefficients between annual mean soil moisture time series from in situ observations and individual products across all stations. (f) Spatial distribution of the product with the highest statistically significant correlation at each station. (g) Frequency distribution of the best-performing product across all stations. (h) Box plots showing the distribution of Spearman correlation coefficients between each product and the observed data.

图 3-4 a–e 展示 1982-2022 年间各产品年尺度土壤湿度与人工气象站观测的 Spearman 相关系数空间分布。ERA5-Land 与 MERRA-2 的高相关性站点集中于华北、东北及长江中下游地区，且空间连续性较好。GLEAM4 的相关站点分布相对均衡，在中国东部多个区域呈中度密集。GLDAS_Noah 与 GLDAS_CLSM 通过显著性检验的站点较少，空间覆盖零散，后者尤甚。基于各站点最高显著性相关系数分析优势产品（图

3-4 f-g)发现 MERRA-2 在 33.7%的站点表现最优, ERA5-Land 次之(29.7%); GLEAM4 (13.9%)、GLDAS_Noah (12.9%) 与 GLDAS_CLSM (9.9%) 优势占比较低, 且空间分散、无清晰区域聚集性。图 3-4 h 箱线图显示, ERA5-Land 与 MERRA-2 中位数相关系数最高, 且四分位距最窄。

图 3-5 a-e 展示月尺度土壤湿度与自动站观测的相关系数空间分布。ERA5-Land 在华北、黄淮平原、江淮及长江流域形成空间连贯的高相关性集群。GLEAM4 相关性分布较散乱, 在中国东部部分区域有中等相关但整体数值偏低。GLDAS_Noah 与 GLDAS_CLSM 空间分布零散, 仅少数区域呈中等相关。MERRA-2 呈现区域异质性, 部分站点有正相关但整体缺乏空间连续性。图 3-5 f-g 月尺度优势产品分析显示, ERA5-Land 占最大份额(48.4%), 优势站点集中于华北和华东; GLEAM4 (17.7%)、GLDAS_Noah (14.8%)、GLDAS_CLSM (10.7%) 与 MERRA-2 (8.4%) 优势占比较低且空间分布更分散。图 3-5 h 箱线图表明, ERA5-Land 中位数最高、四分位距最窄且异常值少, 性能最稳健; GLEAM4 中位数最低, 表明各站点相关性普遍较弱。

图 3-5 产品与自动站点观测土壤湿度月序列的相关性。(a-e) 各产品斯皮尔曼相关系数; (f) 最优



产品空间分布; (g) 最优产品频次统计; (h) 相关系数分布箱线图。

Figure 3-5 (a-e) Spearman correlation coefficients between monthly mean soil moisture time series from automatic in situ observations and individual products across all stations. (f) Spatial distribution of the product with the highest statistically significant correlation at each station. (g) Frequency distribution of the best-performing product across all stations. (h) Box plots showing the distribution of Spearman correlation coefficients between each product and the observed data.

图 3-6 展示各产品与 NDWI 的相关系数密度分布。在人工站尺度(图 3-6a), ERA5-Land 中位数最高(0.45), 数值集中分布于 0.4–0.6。GLDAS_Noah、GLDAS_CLSM 与 MERRA-2 中位数较低(0.38–0.39)且分布较宽。GLEAM4 中位数最低(0.20)且负值比例最高(21%)。在自动站尺度(图 3-6b), 所有产品密度曲线更扁平、分散, 但 ERA5-Land 仍保持最高集中趋势(中位数 0.45)。GLDAS_Noah、GLDAS_CLSM 与 MERRA-2 分布范围相似, GLEAM4 仍最低且呈明显左偏。

综合表明, 不同产品与实地观测一致性存在明显差异。ERA5-Land 在不同时空尺度均表现最高一致性, 相关性强且离散度低。MERRA-2 年尺度表现良好但月尺度稳定性较差。GLEAM4 相关性普遍较弱且负值占比高。GLDAS_Noah 与 GLDAS_CLSM 一致性最零散且变异性最大。

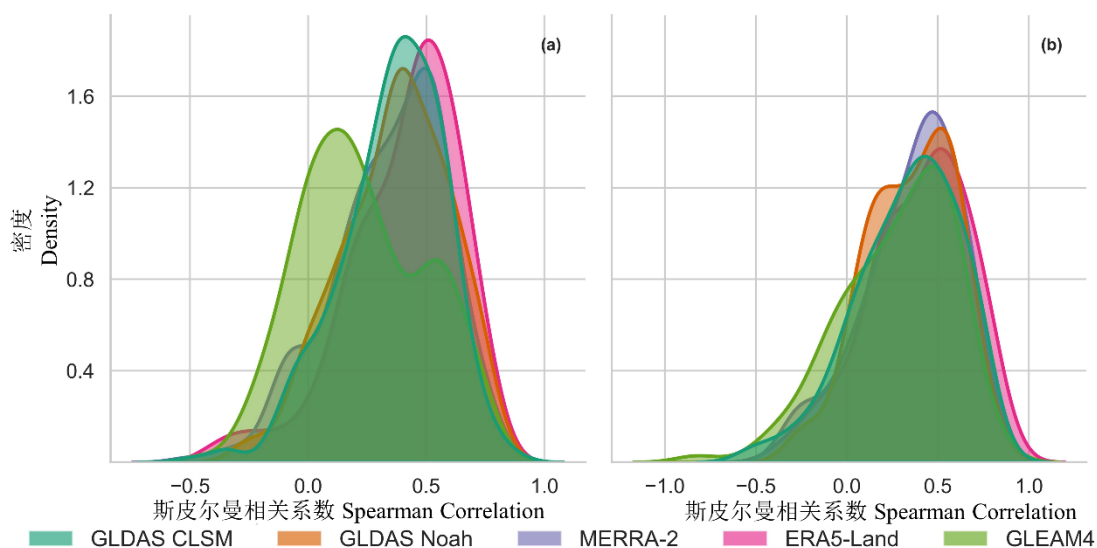


图 3-6 用于评估产品捕捉水文气候胁迫趋势方向能力的相关系数频次分布。(a) 基于人工观测的年平均土壤湿度与年 NDWI 序列的斯皮尔曼相关系数分布; (b) 基于自动观测的月平均土壤湿度与月 NDWI 序列的斯皮尔曼相关系数分布。

Figure 3-6 Frequency distributions of Spearman correlation coefficients between observed soil moisture and NDWI time series, calculated at each station. These distributions are used to assess which product best captures the directional trend in hydroclimatic stress. (a) Correlations between annual mean soil moisture and annual NDWI based on manually observed data. (b) Correlations between monthly mean soil moisture and monthly NDWI based on automatically recorded data.

3.3.4 基于 SMAP-L4 数据评估土壤湿度及水文胁迫趋势不确定性

基于 SMAP-L4 的对比揭示中国区域内产品间一致性存在清晰差异(图 3-7)。土壤湿度方面(图 3-7a), MERRA-2 表现最优, 所有区域相关系数超 0.76 且全部显著。GLEAM4 仅在华南领先($r = 0.80$), 但全国平均一致性最低。ERA5-Land 各区域相关性中等但稳定, 均高于 0.55 且显著。GLDAS_CLSM 与 GLDAS_Noah 数值相对较低且

无区域领先。NDWI 方面（图 3-7b），MERRA-2 再次在全部九个区域领先，相关系数 0.70–0.96 且全部显著。GLDAS_CLSM 紧随其后（0.60–0.88）。ERA5-Land 全国尺度相关性较低（ $r=0.41$ ）但各区域均超 0.50。GLEAM4 在北方干旱半干旱区降至 0.20，但在其他地区仍高于 0.55。GLDAS_Noah 整体表现最弱，五个区域低于 0.50 且部分结果不显著。结果表明 MERRA-2 是区域尺度土壤湿度及干湿变率两方面均与 SMAP 保持持续高一致性的唯一产品。

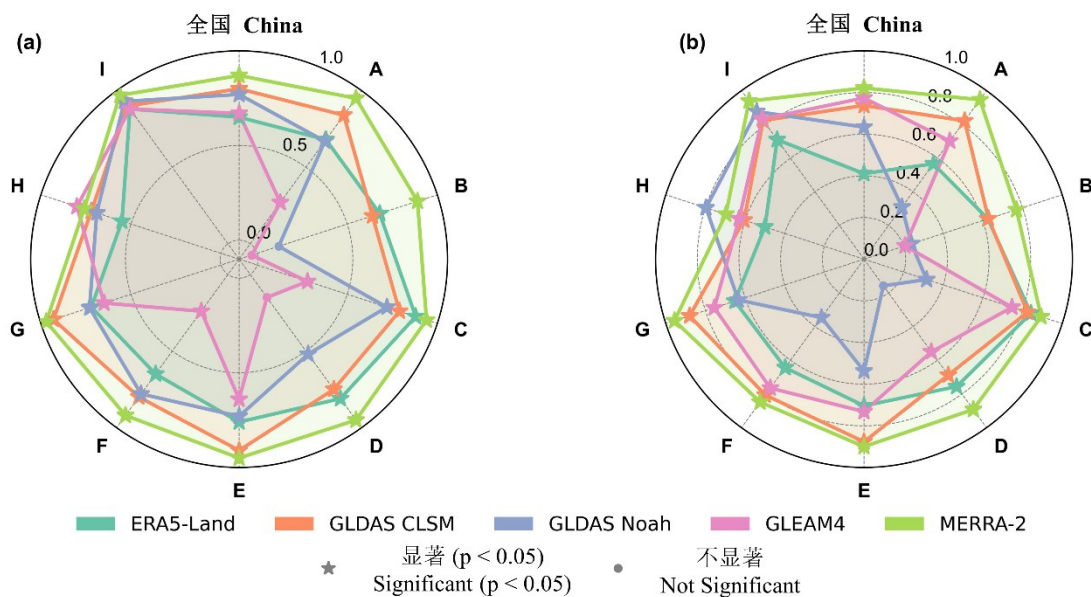


图 3-7 基于 2015–2022 年月尺度数据的 SMAP-L4 产品与其他产品间斯皮尔曼相关系数雷达图。

(a) SMAP 月土壤湿度与各产品月土壤湿度的相关系数；(b) SMAP 月土壤湿度与各产品月 NDWI 之间的相关系数。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；E：青藏高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；H：华南地区；I：云贵高原。

Figure 3-7 Radar plots showing Spearman correlation coefficients between SMAP-L4 data and other products based on monthly data from 2015 to 2022. (a) Correlations between monthly soil moisture from SMAP and each product. (b) Correlations between SMAP monthly soil moisture and the monthly NDWI derived from each product. Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; E, Tibetan Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; H, South China; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

3.3.5 长江流域重大干旱与极端湿害事件评估

图 3-8 展示长江流域夏季干旱与湿害胁迫强度演变，重点分析五个重大水文气候事件。ERA5-Land 精准识别所有事件：将 2022 年判为干旱强度最大年份，1998 年为湿害胁迫峰值年，并对 2006、2011 和 2020 年的干湿强度峰值有清晰区分。GLDAS_Noah 检测到 2006、2011 和 2022 年干旱加剧，并将 2022 年标记为最干旱年；其反映 1998 年和 2020 年湿害胁迫增加，但未凸显 1998 年极端性。GLDAS_CLSM 反映 2022 年和

2011 年干旱异常，但对 2006 年干旱信号响应不明显；其记录 1998 年和 2020 年湿害异常，但其他年份湿害胁迫值更高。GLEAM4 对 2006、2011 或 2022 年干旱信号无显著响应，但将 2020 年记录为湿害胁迫最大年，1998 年洪水事件未被清晰表征。MERRA-2 捕捉到 2006 年和 2011 年干旱峰值，但未将 2022 年识别为最严重干旱年；其反映 1998 年和 2020 年存在显著湿害胁迫，但同样未将 1998 年识别为最大值。综上，ERA5-Land 对所有五个目标事件均能有效再现且在干湿胁迫上均有明确响应。GLDAS_Noah 能检测到所有干旱年份并对湿害事件有部分响应。MERRA-2 和 GLDAS_CLSM 仅能反映部分事件。GLEAM4 能捕捉 2020 年湿润胁迫但对主要干旱信号解析能力不足。

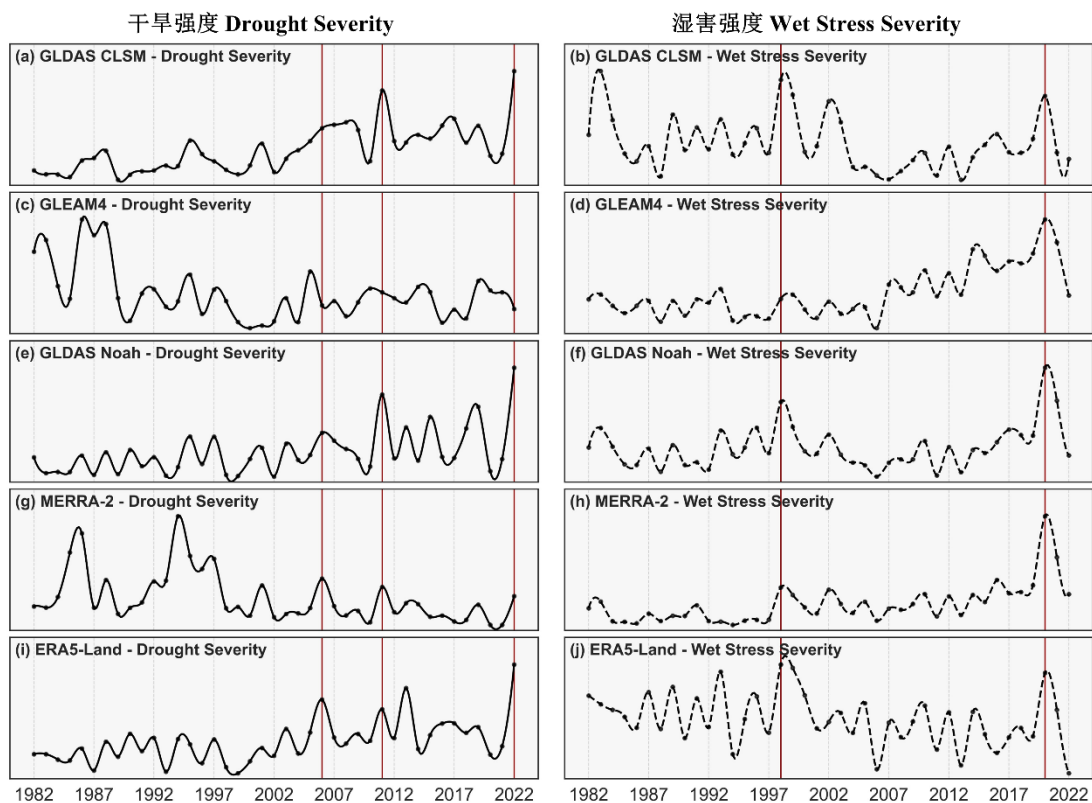


图 3-8 长江流域夏季干旱与湿害强度多产品时间序列及其与极端事件对应关系。a, c, e, g, i: 干旱严重程度；b, d, f, h, j: 湿害严重程度。红色垂直线标注有记录的极端事件年份。

Figure 3-8 Time series of summer (June–August) drought intensity and wet stress intensity over the Yangtze River Basin for each product. Red vertical lines indicate years of documented extreme events.

The y-axes represent annual drought severity (a, c, e, g, i) and wet stress severity (b, d, f, h, j), respectively.

3.4 讨论

3.4.1 模型设计差异导致的产品差异

中国区域多源土壤湿度产品间的差异不仅与观测不确定性或时间混叠效应有关,也可能与各产品对土壤—大气系统的概念化方式及关键模型设计差异相关。模型结构、土壤分层方案、能量平衡处理方法以及数据同化或观测约束策略的不同,共同导致它们对气候强迫的响应以及对水文记忆的表征存在差异。因此,对这些设计层面的差异进行对比,有助于解释不同数据集长期趋势差异与异常敏感性的来源。

欧洲中期天气预报中心开发的 ERA5-Land 产品采用 HTESSEL 陆面模型,其四层土壤结构通过达西定律模拟水分输送。其表层土壤(0–7 cm)与高分辨率大气驱动场动态交互,土壤湿度作为模型状态变量随强迫条件变化而演化(Hersbach et al. 2020; Muñoz-Sabater et al. 2021)。在本研究评估中,该类设计使其在长期气候信号下表现出较好的趋势稳定性,并与人工站点观测呈现较高一致性。本研究结果亦表明,ERA5-Land 能够捕捉多数作为基准的重大水文气候极端事件,体现出较好的时间稳健性。相比之下,美国宇航局的 MERRA-2 再分析产品基于 GEOS-5 平台和 Catchment LSM 模型,该模型结构中包含对浅层地下水与径流过程的显式表示。它引入了微波亮温信息与降水估算等观测约束(Gelaro et al. 2017),这可能增强其对短时间尺度异常(特别是对流性降水)的敏感性,但也可能带来更高频的波动并增加趋势估计的不确定性,这在与自动站数据对比中尤为明显。尽管 MERRA-2 与 SMAP-L4 在月尺度异常上具有较好一致性,但其对持续性极端事件(如 2022 年特大干旱和 1998 年洪水)的幅度或持续期刻画相对偏弱。

GLEAM4 作为基于卫星观测驱动的水分平衡模型,利用被动微波遥感输入与 Priestley–Taylor 蒸散发方案重构根区土壤水分。它模拟冠层截留、雪升华和径流,并通过诊断式方案估计关键水文状态变量(Martens et al. 2017; Miralles et al. 2025)。这种诊断式框架能够捕捉植被调控下的表层(0–10 cm)土壤水分动态。其对 2020 年长江洪水的强烈响应,反映了在湿润区域对水分通量的高敏感性,然而该模型对若干重大干旱事件(如 2006、2011、2022)的异常响应相对不显著,并且与站点观测趋势的一致性较弱,尤其在半干旱区。在美国宇航局的 GLDAS 框架下,GLDAS_Noah 和 GLDAS_CLSM 在模型设计上迥异。Noah 模型采用四层土壤结构和 Richards 方程,结合 Penman-Monteith 蒸散发方案;而 CLSM 则采用水文响应单元方案,其表层较浅(0–2 cm),并显式模拟超饱和径流(Jose et al. 2024; Rodell et al. 2004; Zeng and Decker 2009)。这些结构差异会影响其对长期趋势与极端事件的表达方式。尽管 GLDAS-CLSM 与 ERA5-Land 类似地呈现出长期干旱化信号,但其在表征部分基准干旱事件(如 2006 年)时表现相对较弱,与站点及 NDWI 趋势的一致性亦偏低。

需要指出的是, 尽管 ERA5-Land 提供了高分辨率 (0.1°) 的覆盖和长期监测的稳定性能, 但在地形复杂、站点观测稀疏的区域 (如青藏高原), 其不确定性依然存在。已有研究指出, 在这些区域, 降水驱动场的偏差以及对冻土过程表征的局限性会降低其可靠性 (Hou et al. 2021; Niu et al. 2021)。同样, GLDAS 系列产品虽具有多模型多样性和相对一致的水文方案优势, 但其对人类活动过程 (如灌溉) 的显式表征通常有限 (Lucas et al. 2020; Rodell et al. 2004), 且在产品构建中对观测约束与模型参数设定的依赖会影响其与站点观测的一致性。且未考虑灌溉过程。这一缺失在高度灌溉区 (如黄淮海平原) 影响显著, 因为人为用水可强烈调制土壤水分动态, 导致产品与观测出现系统性偏差 (Liu et al. 2025; Piao et al. 2010)。因此, 在将土壤湿度产品用于农业水分胁迫研究时, 需要结合其数据集特定的假设条件与局限性进行解释。

3.4.2 土壤湿度产品的一致性、记忆与水文响应

尽管部分土壤湿度产品在长期趋势的正负号上表现出相似性, 但这种表面一致并不等同于其水文行为的一致。例如, ERA5-Land 和 GLDAS_CLSM 均指示中国东北地区趋于干旱, 但它们在短期观测相关性以及极端事件相位响应上存在显著差异。这些差异不仅与时间平滑处理或空间分辨率有关, 也可能与土壤深度敏感性、能量平衡处理以及“记忆”表征方式的不同密切相关。此类分歧在黄土高原等过渡带区域尤为突出, 该地区的降雨入渗和地-气反馈变化剧烈。先前研究已强调土壤湿度持续性在调节气候相互作用中的关键角色 (Seneviratne et al. 2010), 而本研究的发现进一步表明, 在评估不同时间尺度上的产品一致性时, 应考虑其“记忆特性”及其对异常持续与相位响应的影响。在黄淮海平原等灌溉农业区, ERA5-Land 所呈现的显著干旱化信号, 与文献记载的农业强化和灌溉扩张趋势 (Liu et al. 2025; Piao et al. 2010) 相悖。这提示产品趋势可能部分反映了模型对人类-水相互作用表征的结构局限性, 而不完全是气候驱动变化的结果。

在所有评估产品中, ERA5-Land 与人工站点观测的 NDWI 一致性最高, 这反映了其在趋势检测上的稳定性。然而, 尽管其空间性能一致, 但其与 SMAP-L4 的区域相关性相对较低。反观 MERRA-2, 则在土壤湿度和 NDWI 两方面均与 SMAP-L4 表现出最强的一致性, 指示其对区域异常和水文变率有更高的敏感性。这一反差提示: 在将 SMAP-L4 用于长时间序列干湿强度趋势检测时, 需要关注其时间跨度较短与产品构建假设带来的潜在限制。

为更好地捕捉趋势敏感性和方向性不对称, 本研究引入了 NDWI, 该指数将正负异常整合为一个统一信号。与传统干旱指数仅关注水分亏缺不同, NDWI 明确地从双向框架来表征土壤水分胁迫, 从而同时涵盖对农业系统至关重要的干旱和湿害异常。这一设计动机与土壤湿度记忆理论相关 (Seneviratne et al. 2006), 并与本研究的对比结果

相一致：ERA5-Land 与人工站点数据的 NDWI 一致性较高，而 GLEAM4 与 MERRA-2 在水文极端事件期间能够捕捉更显著的短期 NDWI 波动，但在长期趋势一致性上相对偏弱。NDWI 的设定旨在通过整合方向性异常降低正负异常相互抵消的影响，并在一定程度上保留异常持续性的信号特征。尽管本研究未对其“记忆表征能力”（如滞后相关特征或与经典干旱指数的系统对比）进行显式验证，但其理论动机为后续开展针对性的实证检验提供了清晰方向。总体而言，这些结果支持将 NDWI 作为协调不同观测与再分析数据集趋势比较的一个有用补充指标，用于提升跨产品可比性与解释性。

3.4.3 面向农业应用的土壤湿度数据融合方案

土壤湿度产品间存在的空间不一致性—特别是在黄土高原和华北平原等过渡带—凸显了面向农业水资源管理制定具备气候背景适配能力的融合策略的必要性。这些区域水文过程复杂且农业地位关键，具有变率大的降雨、高灌溉需求以及强烈的地-气反馈特征。产品在这些地带的分歧，严重影响了基于土壤湿度的实际应用评估的可靠性。例如，GLDAS_CLSM 等模型因表层土壤深度较浅（约 2 cm）和参数敏感性而表现不佳；而 ERA5-Land 虽更稳定，却缺乏捕捉田块尺度异质性所需的亚公里级分辨率。

本文建议，为农业应用设计的土壤湿度融合系统可考虑纳入以下要素：（1）垂直一致性：整合表层与根区信息，以降低与深度相关的不确定性；（2）记忆感知的权重分配：平衡长期稳定性（如 ERA5-Land）与短期异常敏感性（如 MERRA-2）；（3）区域特异性校准：显式考虑人类管理景观中的灌溉效应与作物需水特性；（4）不确定性感知的集合表达：将产品间分歧传递到干旱与湿害胁迫指数中，并为决策提供置信区间。基于机器学习的降尺度方法为解决空间不匹配（如 SMAP 与粗分辨率产品之间）提供了潜力，但这需要比现有密度更高的地面观测网络（Karthikeyan and Mishra 2021）。在当前条件下，采用集合融合并利用产品互补特性是一种可行选择，例如可综合 ERA5-Land 的趋势稳定性、GLEAM4 对湿润区异常的敏感响应特征以及 MERRA-2 对区域变率的表征能力，以提升总体鲁棒性。使用如 NDWI 这类具有明确定义的指数，有助于增强不同产品间比较的一致口径与解释性。上述思路不仅可在技术层面提升一致性，也可为变化气候背景下的农业水资源管理提供更可解释的依据。

3.5 本章小结

本研究针对 ERA5-Land、GLEAM4、GLDAS_Noah、GLDAS_CLSM 和 MERRA-2 这五种广泛使用的长时序土壤湿度产品，在 1982-2022 年间于中国区域的性能进行了系统的基准评估。通过融合地面站点观测、SMAP-L4 卫星数据以及重大旱涝事件记录，系统性地评估了各产品在农业水分胁迫监测方面的可靠性、空间一致性及对极端水文

气候事件的捕捉能力。研究结果揭示了产品间存在的显著分歧：MERRA-2、GLEAM4 和 GLDAS_Noah 指示了普遍的湿润化趋势，而 ERA5-Land 和 GLDAS_CLSM 则呈现出干旱化信号。综合来看，在本研究评估指标体系下，ERA5-Land 在长期趋势检测上表现更为稳健，与人工站点观测的一致性较高，可作为数十年尺度监测的优先参考基准之一。与之互补的是，MERRA-2 与 SMAP-L4 卫星数据的一致性较高，体现其在短期异常检测方面的优势，但同时存在系统性的湿润偏差。这些互补特性表明，在黄土高原、黄淮海平原等过渡带和灌溉农业区，没有任何单一产品能够完全捕捉土壤湿度变化的复杂性。

鉴于上述评估结果，并为满足后续精细尺度农业水文过程分析的需求，本论文第四至第六章的研究采用基于站点观测与机器学习方法融合生成的高分辨率土壤水分数据集—SMCI1.0 (Li et al. 2022)。该数据集以本评估中表现稳健的 ERA5-Land 再分析数据为核心输入之一，结合叶面积指数、土地覆盖类型、地形与土壤属性等多源信息，通过随机森林模型降尺度生成。SMCI1.0 提供 2000–2020 年间每日分辨率、垂向 10 层（每层 10 cm，至 100 cm 深度）的 1 km 网格土壤湿度，其年际与站际验证精度（ubRMSE 介于 0.041-0.052，R 介于 0.866-0.919）均优于 ERA5-Land、SMAP-L4 等常用产品。选用此数据集，既延续了本评估所确认的 ERA5-Land 在趋势稳定性方面的优势，又通过其更高空间分辨率与深层土壤信息，为后续作物根区水分胁迫机制分析提供了更适宜的数据基础。

重要的是，本评估明确了各数据集特有的优势与局限，在农业应用中需审慎考量。尽管本文建立了较为系统的基准评估流程，但仍存在若干局限性：分析主要聚焦于表层（0–10 cm）土壤湿度而非作物根区；未显式考虑灌溉活动及作物特异性阈值；相较于长达数十年的分析序列，SMAP 数据的验证期相对较短。这些因素可能影响研究结论在业务化农业水资源管理中的直接适用性。尽管存在上述局限，本研究仍作出了三项主要贡献：（1）为广泛使用的土壤湿度产品建立了一套系统的一致性与分歧对比基准；（2）引入 NDWI，作为表征不对称性干旱与湿害胁迫信号的补充指标；（3）识别了产品改进与数据融合应优先关注的重点区域与关键过程。综上所述，本研究为推进土壤湿度在农业水分胁迫监测中的应用提供了依据，并为未来研究方向—如根区信息整合、考虑灌溉过程的改进建模以及发展面向农业气候背景的不确定性感知集合方案—提供了参考。

第四章 作物对土壤干旱的光合—物候耦合响应类型及其机制

4.1 概述

本章旨在系统揭示土壤水分亏缺(土壤干旱)影响玉米与小麦产量形成的内在机制,并创新性地构建基于光合同化—物候协同异常的过程响应分类框架。该框架依据作物总初级生产力(GPP)与物候进程(Pheno)在干旱条件下的协同变化特征,对玉米(C₄)和小麦(C₃)的响应进行分类。其中,GPP正异常和负异常分别表征作物光合同化能力的增强与受抑,Pheno正异常和负异常分别表征物候发育进程的加快(提前)与延缓(推迟)。需要说明的是,本文中的物候并非植物生理学意义上的观测物候事件,作物发育进程表征指标,用于刻画作物在生长季中的相对发育节律。据此,可将作物响应划分为四种核心类型:光合同化增强—物候进程加快型(GPP↑,Pheno↑)、光合同化增强—物候进程延缓型(GPP↑,Pheno↓)、光合同化受抑—物候进程加快型(GPP↓,Pheno↑)和光合同化受抑—物候进程延缓型(GPP↓,Pheno↓)。该框架旨在从光合同化与物候进程耦合的角度,解析干旱胁迫通过不同生理—发育路径影响作物生长发育及最终产量形成的过程机制。基于此,本研究旨在实现三大目标:(1)阐明响应格局:解析玉米与小麦四种响应类型的时空分布特征;(2)量化异常特征:评估不同类型下GPP与物候异常的具体幅度;(3)揭示驱动机制:量化并比较干旱强度与气候因子对两类作物GPP与物候异常的相对贡献。

最终,通过对四类响应类型的综合分析,不仅能够比较玉米与小麦在干旱胁迫下光合同化与物候调节的主导方式及其组合特征,还能够进一步回答“同样遭受干旱,为何不同作物或不同区域会表现出不同生长结果”这一问题,即区分哪些响应主要体现为碳同化维持,哪些体现为发育进程调整,哪些则表现为光合与发育的同步受损,从而为理解干旱影响作物生长发育和产量形成的内在机制提供更具体的过程依据。

4.2 研究框架

为系统评估作物光合与物候过程对土壤水分亏缺(土壤干旱)的响应机制,本研究构建了一个多步骤分析框架(图4-1)。首先,基于标准化土壤湿度指数识别干旱事件,并通过生长度日将其与作物物候期在时间上对齐。其次,量化总初级生产力(GPP)和物候期长度相对于长期均值的异常,并依据光合与物候异常的协同变化将其划分为四种干旱响应类型。接着,按作物种类(玉米、小麦)、农业生态区、灌溉制度、物候阶段和土壤深度对响应特征进行分层分析。最后,采用Lindeman-Merenda-Gold(LMG)方法量化干旱强度与关键气候因子对GPP及物候异常的相对贡献,系统解析不同响应

类型下主导驱动机制的差异。

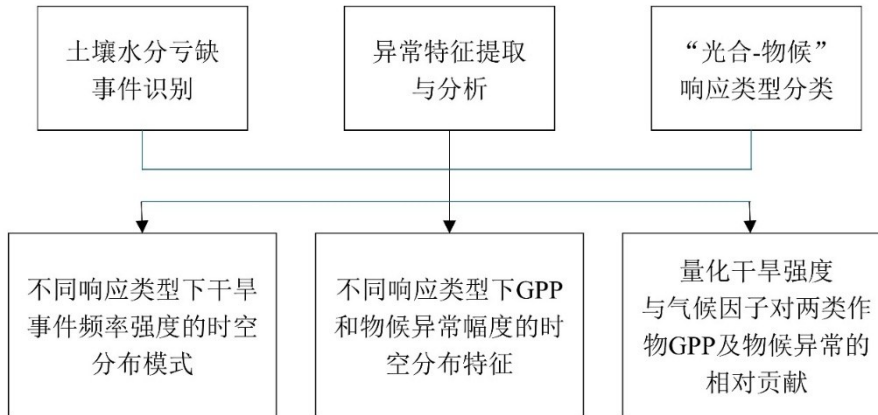


图 4-1 作物对土壤水分亏缺事件的响应表征与驱动归因流程图。

Figure 4-1 Workflow for response characterization and driver attribution of crop responses to soil moisture drought events.

4.2.1 土壤水分亏缺（土壤干旱）的识别

土壤水分亏缺（土壤干旱）的识别基于标准化土壤湿度指数 SSMI，该指数通过像元级别的三步标准化程序计算，定义与计算流程见第 3.2.1 节。SSMI 以 8 天为间隔计算，共六个根区土层（0-60 cm，每 10 cm 一层）。考虑到本章旨在识别作物生长季内根区水分亏缺过程及其对光合同化与物候协同响应的影响，这里采用 0-60 cm 土层表征作物主要活跃根区的平均水分状况，并以 $SSMI < 0$ 作为水分亏缺状态的识别阈值，用于刻画相对于常态水平的负异常开始，而非仅筛选中度及以上的强异常事件。当 $SSMI < 0$ 时，认为该格点处于土壤水分亏缺状态。持续性水分亏缺事件定义为持续时间 ≥ 32 天（连续四个时段）的事件（Zhang et al. 2025）。每个事件以其累积强度和平均强度为特征，后者定义为累积强度除以持续时间。

4.2.2 物候基准确定与阶段划分

像元级别的物候基准使用生长度日 GDD 确定。GDD 采用作物特定阈值（玉米：8–34 °C；小麦：0–60 °C）计算（Zhang et al. 2025），生长周期从建株期（玉米为三叶期，冬小麦为返青期，春小麦为出苗期）划分至成熟期。干旱发生时的累积 GDD 表示为季节总量的百分比，以此确定每个事件在作物生命周期中的位置。随后，水分亏缺事件根据与抽穗期的相对关系划分为三个阶段。阶段 1（stage 1）包含发生在建株期之后但在抽穗期前至少 8 天结束的事件。阶段 2（stage 2）包括与抽穗期重叠（抽穗日期 ± 8 天）的事件。阶段 3（stage 3）包含在抽穗期后至少 8 天开始的事件。这种分层能够区分水分亏缺在营养生长、抽穗和生殖生长阶段的影响。

4.2.3 干旱响应类型的划分

根据 GPP 异常和物候期长度异常的正负组合，将作物对水分亏缺的响应划分为四

类。类型 1 对应 GPP 和物候期同时增加 (GPP ↑, Phenology ↑), 表征光合同化增强且发育进程延长的响应; 类型 2 指示 GPP 增加但物候期缩短 (GPP ↑, Phenology ↓), 表征光合同化增强而发育进程加快的响应; 类型 3 捕捉 GPP 减少但物候期延长 (GPP ↓, Phenology ↑), 表征光合同化受抑而发育进程延缓的响应; 类型 4 表示两个指标同时下降 (GPP ↓, Phenology ↓), 表征光合同化受抑且发育进程加快的响应。

4.2.4 同期异常评估与异常强度定义

仅保留 2000-2019 年间具有 ≥ 10 年连续玉米或小麦种植记录的像元, 以确保统计结果的稳健性。对于每一个与作物物候期对齐的土壤水分亏缺事件, 分别提取该事件期间 GPP 均值和物候期长度。随后, 以该像元在相同物候窗口下的多年平均值作为基准, 计算干旱年份 GPP 和物候期长度的相对异常, 即: 异常值=干旱年份事件值/同像元、同物候窗口多年平均值。其中, 异常值大于 1 表示高于常年平均水平, 异常值小于 1 表示低于常年平均水平; 其偏离 1 的程度用于表征异常强度, 偏离越大, 说明异常越显著。气候因子异常采用相同方法计算, 即将事件期间的平均气温、累计降水和平均短波辐射分别与对应像元、对应物候窗口的多年平均水平进行比较, 得到各气候变量的异常指标。

4.2.5 驱动因子相对重要性评估

为量化气候因子与土壤干旱对作物光合与物候过程影响的相对重要性, 本研究采用 Lindeman-Merenda-Gold (LMG) 方法进行方差分解 (Groemping 2007)。分析针对两个独立的响应变量分别进行: GPP 异常幅度 (GPP 异常比率与 1 的绝对偏差) 与物候异常幅度 (物候异常比率与 1 的绝对偏差)。纳入的预测因子包括表征水分胁迫与能量条件的四个关键指标: 平均干旱强度、降水异常、气温异常与短波辐射异常。为揭示驱动机制在不同条件下的差异, 分析按三个核心维度进行分层: (1) 土壤干旱响应类型 (类型 1-4)、(2) 作物种类 (玉米与小麦)、(3) 农业生态区。针对每个维度组合, 分别构建 LMG 模型以评估驱动因子的相对贡献。LMG 方法通过计算每个预测因子在所有可能进入模型的排列顺序中的平均贡献增量, 来分配模型的解释方差。这确保了相对重要性估计的结果与变量进入模型的顺序无关。最终, 通过归一化 LMG 权重得到每个预测因子对响应变量变异的相对贡献百分比 (%)。该方法能稳健地处理预测因子间的多重共线性, 从而为系统比较不同情境下的主导驱动机制提供了可靠依据。

4.3 结果与分析

4.3.1 不同响应类型下干旱事件频率与强度的时空格局

不同干旱响应类型下，玉米与小麦的事件频率和强度在区域、管理方式、生育阶段及土壤深度上均存在显著差异（图 4-2）。其中，频率表示某类响应事件出现的多少，强度表示对应干旱事件的严重程度。

从区域分布看，玉米主要表现为类型 2 和类型 3，二者的发生频率均高于其他类型，且在 7 个区域中的 4 个区域表现出较高强度。相比之下，类型 4 的强度在 7 个区域中的 6 个区域最低。北方玉米主产区（A、B、C、D）的干旱事件频率整体高于南方产区（F、G、I），但其强度通常较低，仅 A 区同时表现出最高强度。小麦的空间异质性更强：类型 2 在 6 个区域中的 3 个区域频率最高，类型 4 在 6 个区域中的 2 个区域占主导，而类型 1 仅在 6 个区域中的 1 个区域出现。从强度看，类型 2 在 6 个区域中的 5 个区域最高，而类型 3 持续最弱。从频率分布看，C、D 和 F 区最高，B 区居中但强度显著偏高，G 和 I 区最低。总体上，小麦的干旱响应强度普遍低于玉米，但区域差异更为明显。

从管理方式看，玉米在雨养区的干旱事件频率和强度均高于灌溉区，其中类型 3 的削弱效应最为明显，表明灌溉对玉米干旱胁迫具有较强缓解作用。小麦则呈现相反趋势：灌溉区的干旱事件发生频率更高，但强度降低，这一特征在类型 1 上尤为突出，说明灌溉虽然未完全避免小麦生长季内干旱事件的发生，但减轻了事件严重程度。

从生育阶段看，玉米在 stage 1 发生的干旱事件频率和强度均达到峰值，进入 stage 2 后两者均显著下降。与之不同，小麦在 stage 2 发生的干旱事件频率最高，stage 1 次之，stage 3 事件最少，但其强度最高。这表明两种作物对干旱的敏感时期并不一致：玉米对抽穗前干旱更敏感，而小麦对抽穗期及抽穗后干旱的响应更为复杂。

从土壤深度看，玉米在 20-30cm 土层中的干旱事件频率降低，但强度增加，且类型 3 在该深度达到峰值；类型 2 在其余深度占主导，而类型 4 在各深度下均最弱。小麦在 20-30cm 土层中，类型 1 和类型 2 的频率受到抑制，而类型 3 和类型 4 增强；从强度看，类型 2 在所有深度均为最强，类型 3 在 10-30cm 最弱，类型 4 在 40-50cm 最弱。

综上，玉米通常经历更强的干旱胁迫，但其空间差异相对较小；小麦总体干旱强度较低，却在区域和生育阶段上表现出更强的异质性。灌溉均可减轻两种作物的干旱强度，但对事件发生频率的影响在玉米和小麦之间并不一致。

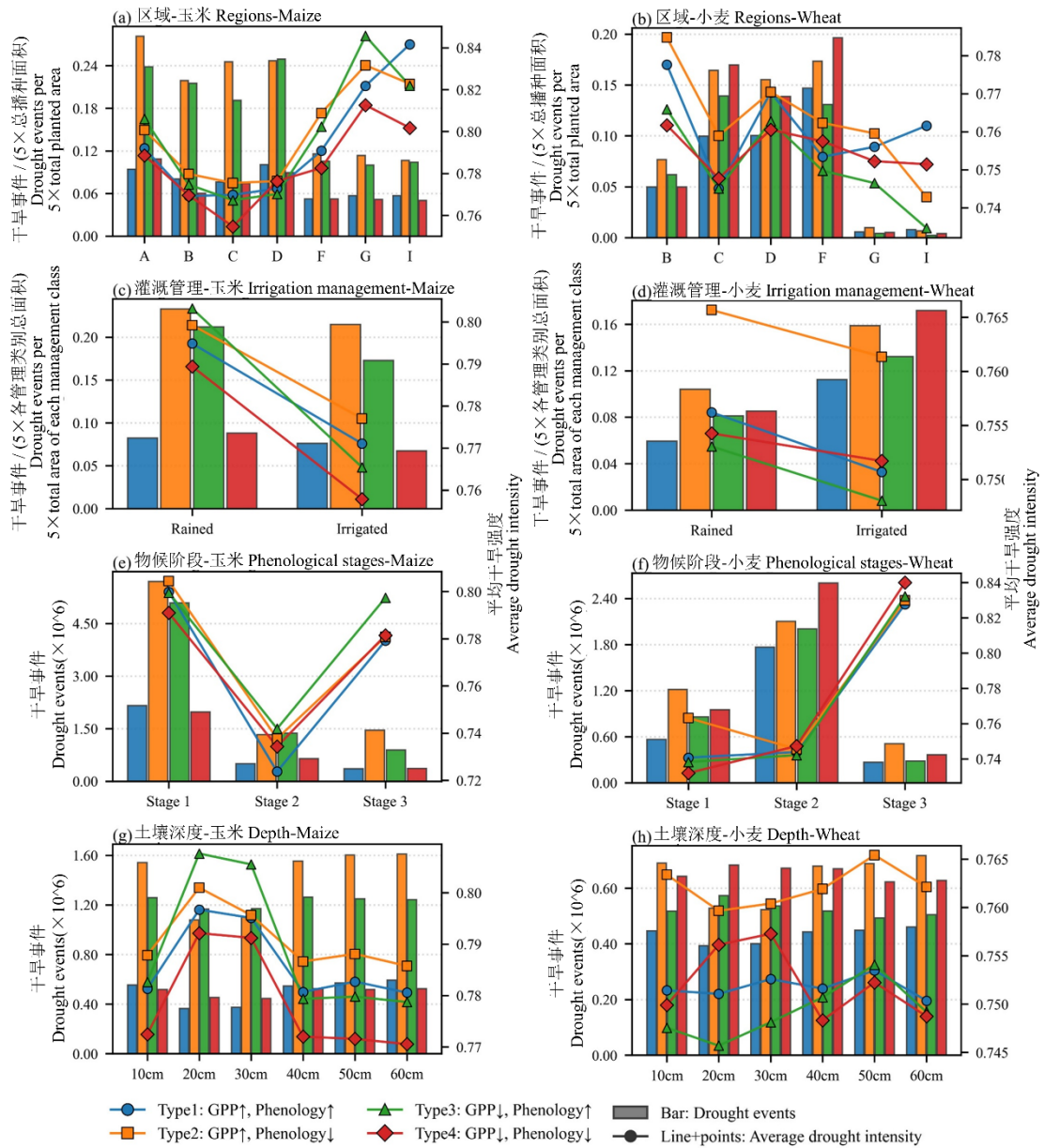


图 4-2 中国玉米与小麦四种干旱响应类型在区域、灌溉制度、物候阶段及土壤深度上的干旱事件频率与平均强度分布（2000-2019 年）。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；E：青藏高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；H：华南地区；I：云贵高原。发生时期代号分别为：stage 1：抽穗前事件（于抽穗前至少 8 天结束）；stage 2：抽穗期事件（抽穗日期 \pm 8 天）；stage 3：抽穗后事件（于抽穗后至少 8 天开始）。

Figure 4-2 Drought event frequency and average intensity of four drought-response types across regions, irrigation regimes, phenological stages, and soil depths for maize and wheat in China (2000-2019). Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; E, Tibetan Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; H, South China; and I, Yunnan-Guizhou Plateau. Stage 1, pre-heading; Stage 2, heading period (\pm 8 days of heading); Stage 3, post-heading.

4.3.2 不同干旱响应类型下 GPP 与物候异常响应特征

不同干旱响应类型下，玉米与小麦的 GPP 异常和物候异常在区域、管理方式、生育阶段及土壤深度上均表现出显著差异（图 4-3）。其中，GPP 异常和物候异常均表示事件值相对于同像元、同物候窗口多年平均值的偏离幅度。总体来看，玉米干旱事件对应的 GPP 异常幅度普遍更大，而小麦则在区域分异和生育阶段上表现出更强的物候异常性。

从区域分布看，北方产区（A、B、C、D）的玉米干旱事件对应的 GPP 异常整体高于南方产区（F、G、I），但北方产区的物候异常相对较弱。从类型差异看，类型 3 在 7 个区域中的 4 个区域引发了最大的 GPP 异常，并在 3 个区域中产生最强的物候异常；相比之下，类型 1 在各区域中始终对应最小的异常幅度。小麦的 GPP 异常未呈现明显的南北梯度，但类型差异更为清晰：类型 2 在 6 个区域中的 4 个区域对应最大的 GPP 异常，且在全部区域中均表现出最高的物候异常，而类型 1 始终最弱。值得注意的是，G 区和 I 区的小麦干旱事件对应的物候异常持续高于同区玉米，表明小麦在这些区域对干旱的发育响应更为敏感。

从管理方式看，灌溉对两种作物的影响并不一致。对于玉米，灌溉条件下干旱事件对应的 GPP 异常高于雨养条件，但物候异常较低，其中类型 1 和类型 2 的物候变化最为明显。对于小麦，灌溉条件下类型 1 和类型 4 的 GPP 异常增加，而其他类型的 GPP 异常减小；同时，灌溉一致降低了各类型事件对应的物候异常，其中对类型 1 的抑制作用最强。总体而言，灌溉对两种作物均有减弱物候异常的作用，但对 GPP 异常的影响方向并不相同。

从生育阶段看，玉米在 stage 1 发生的干旱事件对应最大 GPP 异常，显著高于 stage 2 和 stage 3，表明其对抽穗前干旱更为敏感。在 stage 1，GPP 和物候异常均表现为类型 3 > 类型 2 > 类型 4 > 类型 1；在 stage 2，类型 2 和类型 3 的 GPP 异常升高，而物候异常峰值出现在类型 3 和类型 4；在 stage 3，类型 2 和类型 3 仍对应较高的 GPP 异常，而类型 2 和类型 4 的物候异常更强。与之不同，小麦在 stage 2 发生的干旱事件对应最大 GPP 异常，stage 1 次之，stage 3 最低；但其物候异常在 stage 3 最强，说明小麦对抽穗期和抽穗后干旱的发育响应更为突出。

从土壤深度看，20-30 cm 是玉米异常响应最突出的关键土层。在该深度，类型 2 和类型 3 持续产生更大的 GPP 异常，并达到峰值；类型 3 和类型 4 引起的物候异常也在该深度最大，而类型 2 的物候异常在该深度反而最弱，在其他深度更强。类型 1 在各土层中始终对应最低异常。对小麦而言，20-30 cm 深度的干旱事件普遍抑制 GPP 异常幅度，且类型 1 始终最弱；在物候异常方面，类型 4 在 20-30 cm 达到峰值，而类型 2 在其他深度占主导，类型 1 在 10-50 cm 范围内始终最低，尤其在 20-30 cm 最弱，类型 3 则在 60 cm 达到最小值。

综合来看，玉米干旱事件通常表现出更大的 GPP 偏离幅度，而小麦则表现出更强的空间和生育阶段异质性。灌溉均可减轻两种作物的物候异常，但对 GPP 异常的影响方向不同，这表明玉米与小麦在干旱胁迫下的功能响应和发育调节机制存在明显差异。

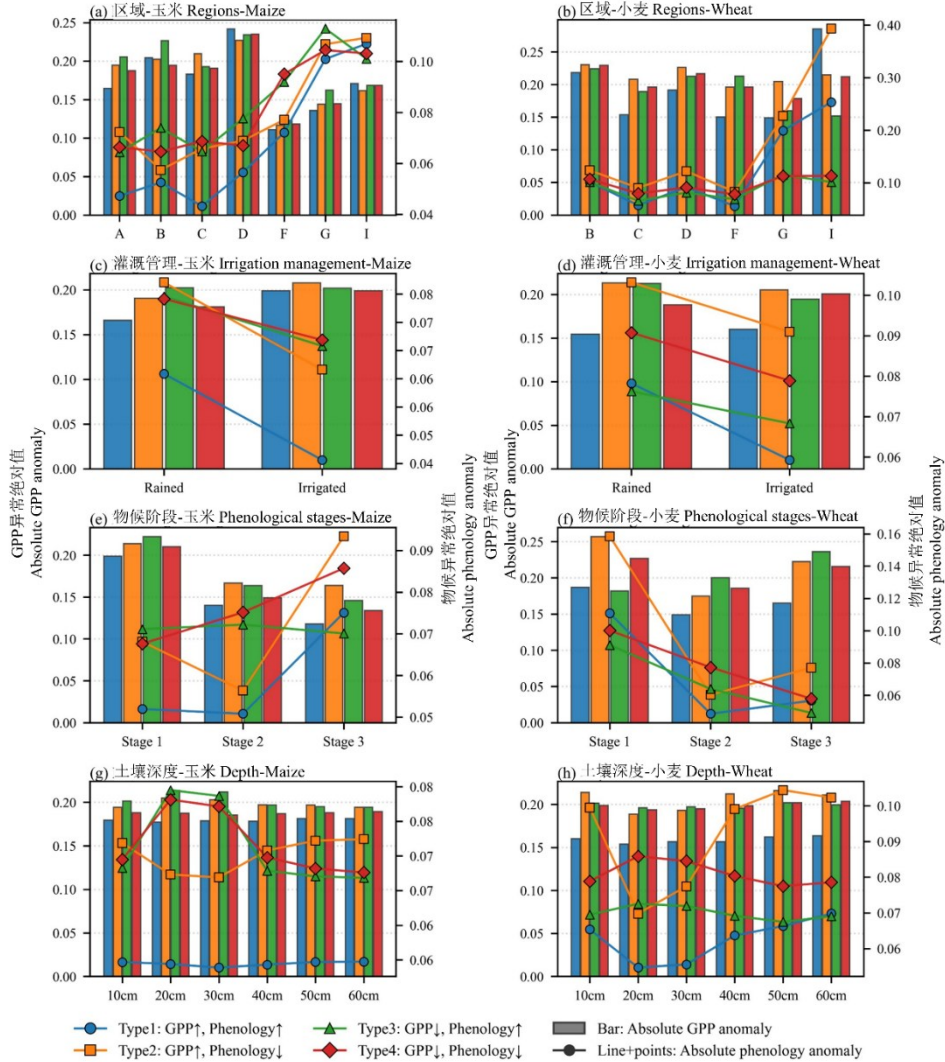


图 4-3 中国玉米与小麦四种干旱响应类型在不同区域、灌溉制度、物候阶段及土壤深度下的 GPP 与物候绝对异常值分布（2000-2019 年）。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；E：青藏高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；H：华南地区；I：云贵高原。发生时期代号分别为：stage 1：抽穗前事件（于抽穗前至少 8 天结束）；stage 2：抽穗期事件（抽穗日期 \pm 8 天）；stage 3：抽穗后事件（于抽穗后至少 8 天开始）。

Figure 4-3 Absolute anomalies of GPP and phenology across four drought-response types under different regions, irrigation regimes, phenological stages, and soil depths for maize and wheat in China (2000-2019). Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; E, Tibetan Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; H, South China; and I, Yunnan-Guizhou Plateau. Stage 1, pre-heading; Stage 2, heading period (\pm 8 days of heading); Stage 3, post-heading.

4.3.3 不同响应类型下 GPP 异常驱动因子的相对贡献：农业区划对比

玉米与小麦 GPP 异常的主导驱动因子，在不同响应类型和农业区划之间表现出明显差异（表 4-1，表 4-2）。总体来看，玉米 GPP 异常的驱动机制具有显著的类型依赖性和空间异质性，即不同类型事件在不同区域分别受降水、气温或太阳辐射异常主导。

对于玉米，Type 1（GPP ↑，Pheno ↑）事件主要受降水异常驱动，尤其在东北平原（A，84.5%）、黄淮海平原（C，73.7%）和黄土高原（D，73.7%）最为明显；而在长江中下游（F）、四川盆地（G）和云贵高原（I），其主导因子转为太阳辐射异常，贡献率为 35.0%—62.7%。这表明，Type 1 事件在北方更依赖水分条件改善，而在南方和西南地区则更多受辐射条件变化影响。

Type 2（GPP ↑，Pheno ↓）事件的主导机制进一步转向气温和太阳辐射。在北方干旱半干旱区（B）、黄淮海平原（C）和黄土高原（D），气温异常贡献最高，达到 39.7%—63.8%；而在长江中下游（F）和四川盆地（G），太阳辐射异常占绝对主导，贡献率分别高达 82.0%和 82.6%。说明在该类型下，北方地区的 GPP 异常更多与热量条件变化有关，而南方地区则主要受辐射增强驱动。

Type 3（GPP ↓，Pheno ↑）事件中，气温异常在多个区域表现为最主要驱动因子，尤其是在北方干旱半干旱区（B，75.8%）、黄淮海平原（C，72.2%）和长江中下游（F，84.2%）贡献最大，表明该类型下 GPP 下降与温度异常关系最为紧密。

Type 4（GPP ↓，Pheno ↓）事件则呈现出较清晰的南北分异。在北方及黄淮海等主产区（B、C、D），降水异常是首要驱动因子，贡献率为 54.9%—79.0%；而在南方和西南地区（F、G、I），太阳辐射异常转为主导，贡献率为 54.3%—70.8%。这说明，Type 4 事件在北方更多反映水分限制，在南方则更多与辐射条件异常有关。

小麦 GPP 异常的驱动格局与玉米明显不同，表现出更强的类型特异性和区域分异（表 4-2）。在 Type 1（GPP ↑，Pheno ↑）事件中，降水异常是多数区域的首要驱动因子，在北方干旱半干旱区（B，96.6%）、黄淮海平原（C，77.2%）、黄土高原（D，92.2%）和长江中下游（F，79.1%）贡献最大，说明该类型下小麦 GPP 的增加主要依赖水分条件改善。Type 2（GPP ↑，Pheno ↓）事件则普遍以气温异常为首要驱动因子，除长江中下游（F）外，其余区域的贡献率均超过 50%，在四川盆地（G）达到 53.8%，表明该类型下小麦 GPP 异常主要受热量条件变化控制。Type 3（GPP ↓，Pheno ↑）事件在大多数区域（B、C、D、F）再次表现为降水异常主导，其中长江中下游（F）的贡献率高达 90.1%；但在云贵高原（I），气温异常贡献率达到 83.2%，成为首要因子，反映出该区域驱动机制的明显特殊性。Type 4（GPP ↓，Pheno ↓）事件的区域分异最为显著：在北方干旱半干旱区（B），降水异常贡献最高（93.3%）；在黄淮海平原（C）和黄土高原（D），主导因子转为气温异常，贡献率分别为 54.5%和 79.5%；而在长江中下游（F），干旱强度成为首要贡献因子，贡献率达到 76.4%。

表 4-1 不同响应类型下玉米 GPP 异常驱动因子的相对贡献 (%)：农业区划对比。

Table 4-1 Relative contributions (%) of drivers to GPP anomalies in maize under different response types: comparison across agricultural zones.

		相对贡献 (%) Relative Contribution (%)						
		农业区 A	农业区 B	农业区 C	农业区 D	农业区 F	农业区 G	农业区 I
Type1	PA:84.5	PA:55.3	PA:35.9	PA:73.7	RA:62.7	RA:51.1	RA:35.0	
	RA:11.5	TA:32.7	DI:30.4	TA:15.4	DI:27.3	PA:25.0	PA:29.7	
	DI:2.8	RA:10.4	RA:28.9	RA:8.4	TA:7.7	DI:20.3	TA:25.2	
	TA:1.2	DI:1.6	TA:4.8	DI:2.5	PA:2.3	TA:3.5	DI:10.1	
Type2	RA:47.3	TA:39.7	TA:53.9	TA:63.8	RA:82.0	RA:82.6	RA:54.1	
	DI:42.2	PA:31.2	DI:30.4	PA:19.2	TA:12.2	TA:13.7	TA:42.6	
	PA:7.6	RA:25.8	RA:10.0	RA:15.4	PA:3.5	PA:3.1	PA:3.3	
	TA:2.8	DI:3.3	PA:5.7	DI:1.6	DI:2.3	DI:0.6	DI:0.1	
Type3	TA:46.7	TA:75.8	TA:72.2	TA:55.9	RA:84.2	TA:36.9	RA:65.2	
	PA:27.2	PA:16.6	DI:22.2	RA:25.1	TA:11.3	PA:30.2	DI:18.5	
	RA:20.4	RA:5.5	RA:4.6	PA:16.2	PA:4.1	RA:17.6	TA:9.0	
	DI:5.7	DI:2.1	PA:1.0	DI:2.8	DI:0.4	DI:15.2	PA:7.3	
Type4	PA:50.0	PA:54.9	PA:79.0	PA:73.7	RA:54.3	RA:70.8	RA:57.7	
	RA:42.6	RA:36.5	RA:8.9	RA:11.8	DI:34.3	DI:14.0	TA:27.8	
	TA:6.3	TA:6.3	TA:6.3	TA:9.9	PA:6.4	PA:8.3	PA:14.3	
	DI:1.1	DI:2.3	DI:5.7	DI:4.5	TA:4.9	TA:6.9	DI:0.2	

注： PA = 降雨量异常 Precipitation Anomaly; TA = 气温异常 Temperature Anomaly; RA = 太阳辐射异常 Shortwave Radiation Anomaly; DI = 平均干旱强度 Average Drought Intensity; Type1 = GPP↑, Phenology↑; Type2 = GPP↑, Phenology↓; Type3 = GPP↓, Phenology↑; Type4 = GPP↓, Phenology↓

综合玉米与小麦的结果可以看出，两种作物 GPP 异常的主导驱动因子均随响应类型和农业区划而变化，但变化方式并不相同。玉米表现出更明显的“类型切换”特征，即主导因子会随响应类型在降水、气温和太阳辐射之间发生转换，同时伴随显著的空间异质性；相比之下，小麦表现出更强的“类型—因子对应关系”，其中 Type 1 和 Type 3 在北方主产区多由降水异常主导，Type 2 普遍由气温异常主导，而 Type 4 的主导机制则在降水、气温和干旱强度之间表现出更强的区域分化。总体而言，即使在相同响应类型下，调控玉米与小麦 GPP 变化的关键气候与水分因子仍存在明显差异，这表明两种作物在干旱条件下的光合调节机制并不相同。

表 4-2 不同响应类型下小麦 GPP 异常驱动因子的相对贡献 (%)：农业区划对比。

Table 4-2 Relative contributions (%) of drivers to GPP anomalies in wheat under different response types: comparison across agricultural zones.

		相对贡献 (%) Relative Contribution (%)					
		农业区 B	农业区 C	农业区 D	农业区 F	农业区 G	农业区 I
Type1	PA:96.6	RA:77.2	PA:92.2	TA:79.1	RA:53.0	TA:48.3	
	RA:2.5	PA:13.9	RA:3.7	RA:10.8	TA:30.5	RA:41.1	
	TA:0.5	TA:5.4	TA:3.3	PA:8.2	PA:10.3	PA:9.7	
	DI:0.4	DI:3.5	DI:0.8	DI:1.9	DI:6.2	DI:0.8	
Type2	TA:53.3	RA:44.0	TA:51.3	RA:31.3	TA:53.8	TA:52.2	
	PA:40.1	TA:21.9	RA:24.3	DI:26.8	RA:38.3	PA:27.9	
	RA:6.5	DI:21.9	PA:18.0	PA:22.7	PA:4.8	RA:19.2	
	DI:0.1	PA:12.2	DI:6.4	TA:19.1	DI:3.2	DI:0.7	
Type3	PA:55.3	PA:75.7	PA:52.7	PA:90.1	RA:59.4	TA:83.2	
	TA:24.9	RA:20.4	TA:31.8	RA:6.0	TA:40.1	RA:10.4	
	RA:13.6	TA:2.8	RA:12.3	TA:2.2	DI:0.4	DI:3.7	
	DI:6.2	DI:1.2	DI:3.1	DI:1.7	PA:0.1	PA:2.8	
Type4	PA:93.3	TA:54.5	TA:79.5	DI:76.4	RA:60.6	TA:50.2	
	RA:4.4	RA:42.4	RA:15.8	TA:11.9	PA:26.5	RA:47.6	
	TA:2.3	PA:2.3	PA:3.0	RA:9.6	TA:12.8	PA:1.3	
	DI:0.1	DI:0.7	DI:1.8	PA:2.0	DI:0.1	DI:0.9	

注： PA = 降雨量异常 Precipitation Anomaly; TA = 气温异常 Temperature Anomaly; RA = 太阳辐射异常 Shortwave Radiation Anomaly; DI = 平均干旱强度 Average Drought Intensity; Type1 = GPP↑, Phenology↑; Type2 = GPP↑, Phenology↓; Type3 = GPP↓, Phenology↑; Type4 = GPP↓, Phenology↓

4.3.4 不同响应类型下物候异常驱动因子的相对贡献：农业区划对比

玉米与小麦物候异常的主导驱动因子，在不同响应类型和农业区划下表现出显著差异（表 4-3，表 4-4）。总体来看，玉米物候异常主要受气温异常控制，且这一特征在不同类型和区域间较为稳定；相比之下，小麦物候异常的主导因子随响应类型和农业区划明显变化，表现出更强的类型依赖性和空间异质性。

对于玉米，气温异常（TA）在绝大多数“类型—区域”组合中均为物候异常的首要驱动因子（表 4-3）。在 Type 1、Type 2 和 Type 4 事件中，气温异常的贡献率普遍高于 85%，其中东北平原（A 区）Type 1 事件中高达 98.0%。即使在主导性相对较弱的 Type 3 事件中，气温异常仍在大部分区域贡献最高，如北方干旱半干旱区（B 区）为 81.9%，黄土高原（D 区）为 90.8%；仅在黄淮海平原（C 区）下降至 65.4%，但仍为首要贡献因子。相比之下，降水异常、辐射异常及干旱强度在各类型中的贡献整体较低，且未表现出稳定的类型或区域规律。说明玉米物候变化对热量条件的响应具有较

强一致性，其主导机制不易随响应类型和农业区划改变。

表 4-3 不同响应类型下玉米物候异常驱动因子的相对贡献 (%)：农业区划对比。

Table 4-3 Relative contributions (%) of drivers to phenology anomalies in maize under different response types: comparison across agricultural zones.

		相对贡献 (%) Relative Contribution (%)						
		农业区 A	农业区 B	农业区 C	农业区 D	农业区 F	农业区 G	农业区 I
Type1	TA:98.0	TA:67.5	TA:74.7	TA:94.5	TA:43.4	TA:57.6	TA:64.0	
	PA:0.9	PA:27.7	PA:13.5	RA:2.9	PA:35.0	PA:34.8	PA:22.7	
	RA:0.8	RA:4.0	RA:11.3	PA:2.5	RA:19.8	RA:6.3	RA:7.3	
	DI:0.2	DI:0.9	DI:0.5	DI:0.1	DI:1.8	DI:1.4	DI:6.0	
Type2	TA:94.7	TA:84.9	TA:88.5	TA:85.7	TA:52.6	TA:61.4	TA:78.0	
	RA:3.2	PA:8.7	RA:7.7	PA:6.7	PA:27.5	PA:29.7	PA:13.6	
	PA:2.0	RA:5.9	PA:3.4	RA:6.0	RA:19.4	RA:8.6	RA:7.9	
	DI:0.1	DI:0.5	DI:0.4	DI:1.6	DI:0.4	DI:0.4	DI:0.5	
Type3	TA:87.1	TA:81.9	TA:65.4	TA:90.8	PA:55.0	TA:58.5	TA:63.7	
	RA:5.4	DI:12.5	PA:23.3	RA:6.1	TA:21.4	PA:28.6	PA:21.4	
	DI:4.1	RA:3.0	RA:7.9	DI:1.5	RA:19.1	RA:12.4	RA:13.2	
	PA:3.5	PA:2.6	DI:3.3	PA:1.5	DI:4.5	DI:0.5	DI:1.7	
Type4	TA:94.6	TA:88.8	PA:49.6	TA:89.8	TA:37.7	TA:65.5	TA:51.4	
	RA:3.0	RA:4.8	TA:39.1	PA:5.0	RA:34.4	PA:17.1	PA:24.6	
	DI:1.6	PA:3.9	RA:9.2	RA:4.8	PA:24.0	RA:17.0	RA:23.5	
	PA:0.8	DI:2.5	DI:2.0	DI:0.4	DI:3.9	DI:0.4	DI:0.5	

注： PA = 降雨量异常 Precipitation Anomaly; TA = 气温异常 Temperature Anomaly; RA = 太阳辐射异常 Shortwave Radiation Anomaly; DI = 平均干旱强度 Average Drought Intensity; Type1 = GPP↑, Phenology↑; Type2 = GPP↑, Phenology↓; Type3 = GPP↓, Phenology↑; Type4 = GPP↓, Phenology↓

小麦的物候异常驱动机制则明显不同，缺乏类似玉米那样稳定一致的单一主导因子（表 4-4）。在 Type 1 事件中，降水异常（PA）在大部分区域占主导，尤其在黄淮海平原（C 区）、黄土高原（D 区）、四川盆地（G 区）和云贵高原（I 区），贡献率为 51.5%—96.8%；但在长江中下游（F 区），主导因子转为气温异常（TA，62.1%）。Type 2 事件的主导因子在区域间更为分散，北方干旱半干旱区（B 区）以太阳辐射异常（RA，36.9%）为主，黄淮海平原（C 区）以气温异常（TA，40.3%）为主，而黄土高原（D 区）、四川盆地（G 区）和云贵高原（I 区）则由降水异常主导，贡献率为 56.8%—72.7%。在 Type 3 事件中，不同区域分别由辐射异常、气温异常和降水异常主导，例如北方干旱半干旱区（B 区）以辐射异常为主（51.7%），长江中下游（F 区）以气温异常为主（67.4%），四川盆地（G 区）则以降水异常为主（89.2%）。Type 4 事件同样表现出明显的区域分异：北方干旱半干旱区（B 区）由辐射异常主导（51.2%），黄淮海平原（C 区）、黄土

高原（D区）和长江中下游（F区）以气温异常为主（53.0%—79.2%），而四川盆地（G区）和云贵高原（I区）则以降水异常为主（46.4%—50.9%）。

表 4-4 不同响应类型下小麦物候异常驱动因子的相对贡献（%）：农业区划对比。

Table 4-4 Relative contributions (%) of drivers to phenology anomalies in wheat under different response types: comparison across agricultural zones.

	相对贡献 (%) Relative Contribution (%)					
	农业区 B	农业区 C	农业区 D	农业区 F	农业区 G	农业区 I
Type1	PA:50.2	PA:51.5	PA:75.1	TA:62.1	PA:96.8	PA:87.7
	RA:35.7	TA:40.2	RA:18.9	PA:31.7	TA:1.8	TA:9.8
	TA:9.0	RA:8.3	TA:5.2	RA:6.2	RA:1.3	RA:2.4
	DI:5.1	DI:0.0	DI:0.7	DI:0.0	DI:0.1	DI:0.1
Type2	RA:36.9	TA:40.3	PA:56.8	TA:52.8	PA:59.6	PA:72.7
	TA:36.4	RA:32.7	TA:23.9	PA:28.3	TA:34.0	TA:22.1
	PA:25.4	PA:25.4	RA:16.1	RA:16.8	RA:5.9	RA:4.3
	DI:1.3	DI:1.5	DI:3.3	DI:2.1	DI:0.5	DI:1.0
Type3	RA:51.7	TA:46.7	RA:45.7	TA:67.4	PA:89.2	TA:51.5
	PA:36.1	DI:24.2	DI:37.0	DI:24.2	RA:5.7	PA:27.3
	TA:11.9	RA:15.7	PA:12.8	PA:5.0	TA:3.5	DI:12.0
	DI:0.3	PA:13.3	TA:4.5	RA:3.4	DI:1.6	RA:9.2
Type4	RA:51.2	TA:79.2	TA:53.0	TA:64.3	PA:50.9	PA:46.4
	PA:26.7	PA:13.7	PA:21.8	RA:17.0	TA:36.7	TA:22.8
	TA:21.4	DI:5.2	DI:14.2	PA:13.7	RA:11.4	RA:21.2
	DI:0.7	RA:1.8	RA:11.1	DI:5.0	DI:1.0	DI:9.7

注： PA = 降雨量异常 Precipitation Anomaly; TA = 气温异常 Temperature Anomaly; RA = 太阳辐射异常 Shortwave Radiation Anomaly; DI = 平均干旱强度 Average Drought Intensity; Type1 = GPP↑, Phenology↑; Type2 = GPP↑, Phenology↓; Type3 = GPP↓, Phenology↑; Type4 = GPP↓, Phenology↓

综合来看，玉米与小麦物候异常的驱动机制形成了鲜明对比。玉米物候变化在不同响应类型和农业区划下均主要受气温异常控制，表现出较强的稳定性；而小麦物候异常则不存在跨类型、跨区域一致的主导因子，其关键驱动因子会在降水、气温和辐射之间切换，并同时受到响应类型和农业区划的共同调制。这表明，玉米物候响应的控制机制相对集中，而小麦物候响应则更具情景依赖性和区域异质性。

4.4 讨论

本研究系统刻画了玉米与小麦对土壤干旱的光合一物候耦合响应特征及其驱动差异。研究表明，两种作物的响应在空间格局、异常特征及主导驱动因子构成上存在稳定差异。本节将基于这些发现，讨论不同响应类型可能对应的生理生态含义，分析主

导驱动因子分异的潜在原因，并据此提出对农业干旱监测与适应策略优化的启示。

4.4.1 响应类型的生理生态学阐释

本研究划分的四种干旱响应类型，为理解作物在水分胁迫下碳获取过程与发育进程的协同变化提供了统一的分型表述。协同抑制型（Type 4）事件伴随着更显著的 GPP 下降与物候抑制，通常对应较强的胁迫强度与过程受限。这类事件可能发生在持续性或高强度干旱条件下，此时土壤—植物—大气连续体中的水分传输受阻，气孔与非气孔限制可能同时增强，从而导致光合作用下降；同时，水分胁迫信号可能抑制细胞分裂与伸长，使生长过程减缓（Chaves et al. 2009; Lawlor and Cornic 2002）。这一解释与近年来关于长期干旱下作物常出现光合速率下降与生长抑制的研究结论相一致（Abid et al. 2018; Hussain et al. 2018）。值得注意的是，该类型事件的主导驱动因子在区域间存在明显分异，提示触发强抑制响应的初始环境约束可能随地理背景而变化，但其表现均可归结为光合与生长功能的同步受限。

光合主导型（Type 2）与物候主导型（Type 3）可能对应作物在中等胁迫或特定时序胁迫下的两类不同响应途径。Type 2 事件表现为光合增强伴随发育加速。这一现象可被理解作为一种可能的“逃避型”过程路径：作物通过加速生殖发育缩短对逆境的暴露时间；而观测到的 GPP 短期提升可能与胁迫初期渗透调节物质积累、同化物再分配，或在特定能量条件（如一定程度增温）下 C4 光合效率变化有关（Hasibeder et al. 2015; Maguire and Kobe 2015; Schoper et al. 1986）。同时，在气温升高、热量积累加快的情境下，作物通过缩短生育期降低暴露时间的现象亦在既有研究中有所报道（Fatima et al. 2020; Senapati et al. 2019; Shavrukov et al. 2017）。Type 3 事件则表现为光合抑制但物候延迟。该类型可理解作为一种“等待型”过程路径：当碳同化受水分限制而下降时，作物通过延缓发育进程（尤其生殖转换）争取时间，以期在胁迫缓解后实现生物量的部分恢复（Berger and Ludwig 2014; Schmalenbach et al. 2014; Zhang et al. 2016）。上述两类路径及其主导驱动因子的差异，反映了作物在协调碳同化与发育时序以应对动态胁迫方面的可塑性与权衡关系。

协同增强型（Type 1）事件发生频率相对较低，其生态生理学含义需结合情境谨慎解读。一种可能的解释是，此类事件发生在轻度或短暂水分胁迫之后，并伴随有利的光照与温度条件，从而表现出短期补偿性增长的异常特征。另一种可能是，在水分尚未成为绝对限制因子时，作物能够同时优化资源向碳获取与生长发育的分配，呈现积极的协同响应（Gosa et al. 2019）。然而，这种响应的可持续性仍需进一步研究，特别是在频繁干旱事件背景下，作物是否能够持续维持补偿性响应，或最终转向更强的生理受限（Canarini et al. 2021; Hahn et al. 2021; Serrano-León et al. 2025）。对该类型的深入理解，可能需要更高时间分辨率的生理与环境同步观测数据。

4.4.2 主导驱动因子分异的成因分析

对 GPP 与物候异常驱动因子的量化分析表明,玉米与小麦响应差异可能与其生理特性相关,并受区域气候背景调节。首先,光合途径的差异是导致两类作物 GPP 响应敏感度不同的根本原因之一。C4 植物玉米具有 CO₂浓缩机制,使其在高光强及一定温度范围内可维持较高水分利用效率与光合速率,其光合过程对能量因子(如太阳辐射、温度)波动往往更敏感(Sage and Kubien 2007; Way et al. 2014)。这有助于解释为何玉米 GPP 异常在 Type 2 和 Type 3 事件中更常与气温异常或太阳辐射异常相关。相比之下,C3 植物小麦的光合速率更易受胞间 CO₂浓度的限制,而气孔导度作为控制 CO₂进入的主要阀门,对土壤水分状况和大气湿度反应灵敏(Farquhar and Sharkey 1982)。因此,小麦 GPP 异常在多个响应类型中对降水异常表现出更强依赖,反映其光合过程与水分供应的紧密耦合。

其次,作物物候调控对环境信号的响应在两者之间存在显著差异。玉米的物候异常在多数情境下由气温异常占主导,表明热量积累是其发育进程的重要环境驱动力,且相对于其光合响应具有更强的独立性。这一结果与其他关于 C4 植物物候响应的研究一致,表明玉米的生长周期和发育进程对温度的依赖性非常强,尤其在温暖气候条件下(Lizaso et al. 2018)。小麦的物候调控则更为复杂,其主导驱动因子随响应类型与地理区域发生明显变化,表明其发育进程整合了水分、温度、辐射乃至干旱强度等多种环境信号。这种复杂性可能与其冬性/春性品种所需的春化作用及光周期响应特性有关(Dubcovsky et al. 2006; Hyles et al. 2020)。

最后,区域气候背景对主导胁迫因子的相对重要性具有筛选与放大作用。在水分是主要限制因子的半干旱与干旱区(如华北、黄土高原),降水异常自然成为触发协同抑制(Type 4)等严重响应的首要因素。而在湿润或辐射能量限制区(如长江流域、西南地区),太阳辐射异常或高温胁迫的作用则可能上升为主导。特别值得注意的是,在长江中下游小麦区,土壤干旱强度本身成为 Type 4 事件 GPP 异常的重要贡献者之一,这可能与该区域特定的土壤水文条件(如地下水位、土壤质地)有关,使得土壤物理性干旱的直接效应在部分情境下强于单一气象因子的作用(Yu et al. 2023; Zhang et al. 2021)。结果表明,干旱的生态水文效应难以由单一因子概括,而与区域特异性的气候—土壤—作物系统相互作用有关。

4.4.3 对农业干旱监测与风险管理的启示

本研究从过程表征与分型分析得到的认识,为提升农业干旱监测的针对性和制定差异化适应策略提供了思路。传统的干旱监测体系多侧重于降水亏缺或土壤水分绝对值的评估。本研究的结果提示,未来监测预警可进一步向“过程诊断”拓展:不仅识别干旱是否发生,还应判断干旱更可能对何种生理生态响应类型(如以光合抑制为主或

以物候加速为主), 并识别在当前区域背景下与该类型相关的关键环境因子。例如, 对于北方玉米区, 若预警指示即将出现由高温主导的 Type 3 事件, 则采取喷灌降温等田间管理措施可能与补充灌溉同样重要。

研究结果支持适应策略需兼顾作物特异性与区域靶向性。对于玉米, 管理可侧重稳定其光合过程敏感的能量与水分环境, 例如在北方关注降水主导的协同抑制风险, 在南方关注群体结构与田间环境以缓解辐射或热胁迫。鉴于其物候发育对温度的高依赖性, 应对长期气候变暖需要相应调整品种布局与播期。对于小麦, 则需要更具弹性且情境化的管理策略: 在北方主产区, 保障水分供应是缓解多数类型干旱风险的重要基础; 在长江流域等复合风险区, 则需构建能够应对由于干旱强度、高温或辐射亏缺等不同因子驱动胁迫的综合管理思路。相应的育种目标也可侧重培育对多类胁迫因子具有复合抗性、并适应区域主导胁迫类型的品种。

灌溉作为重要的适应性措施, 其作用机制需要在序贯过程视角下重新评估。本研究结果表明, 灌溉虽然普遍缓解了物候异常, 但其对 GPP 异常的影响更为复杂, 且在部分情境下可能改变主导胁迫类型。因此, 灌溉管理可从单一补充土壤水分的目标拓展为“以作物生理状态与主导胁迫因子为依据的精准调控”, 以实现从“抗旱补水”向“调境稳产”的策略转向。

4.4.4 研究局限与未来展望

本研究存在若干需要指出的局限性。首先, 响应类型的划分基于遥感反演数据与统计关联, 尽管具有明确的生理生态学指向, 但其背后的因果链条(尤其涉及激素信号转导、基因表达调控等微观过程)仍需通过受控实验进一步验证与细化。其次, 研究所用的遥感 GPP 与物候产品虽然经过广泛验证, 但仍存在一定的不确定性, 可能对异常幅度的精确量化产生影响。此外, 基于 1 公里尺度的分析, 虽能有效揭示区域格局, 但难以捕捉田块尺度因品种、精细灌溉、土壤微地形等引起的管理异质性, 这在一定程度上限制了研究结论在田间管理层面的直接应用精度。面向未来, 研究工作可在以下方向进一步深化: 其一, 结合人工控制实验与田间原位高通量表型监测, 定量刻画不同类型干旱事件下作物光合生理、生长发育及最终产量形成的动态过程与定量关系, 从而夯实本文分型与过程解释的证据基础。其二, 将本研究揭示的“响应类型—主导驱动因子”关系与基于过程的作物生长模型(如 APSIM、DSSAT)耦合, 通过改进模型中对不同干旱胁迫路径及其相互作用的参数化方案, 提升模型对复合型干旱事件影响的模拟与预测能力。其三, 利用改进后的模型在多种气候变化情景下模拟未来不同响应类型的发生频率、强度及其空间格局演变, 为制定前瞻性的农业气候风险管理策略提供依据。

4.5 本章小结

本章构建了基于“光合同化—物候”协同异常的作物干旱响应分类框架，系统分析了玉米(C₄)和小麦(C₃)在土壤水分亏缺条件下的响应类型、异常特征及其驱动机制。结果表明，两种作物对干旱的响应均可归纳为四类光合同化—物候协同变化路径，但主导类型和空间分异明显不同。总体上，玉米干旱事件强度更高，Type 2(GPP↑, Pheno↓)和 Type 3(GPP↓, Pheno↑)在 7 个区域中的 4 个区域表现出较高强度；小麦干旱事件整体较弱，但区域和生育阶段异质性更强，Type 4(GPP↓, Pheno↓)在 6 个区域中的 2 个区域占主导，而 Type 1 仅在 1 个区域出现。异常特征方面，玉米的 GPP 偏离幅度整体高于小麦；灌溉对两种作物的物候异常均具有缓解作用，但对 GPP 异常的影响方向并不一致。

驱动因子分析表明，玉米与小麦在光合同化异常和物候异常的控制机制上存在明显差异。玉米 GPP 异常的主导因子随响应类型和农业区划发生切换：Type 1 在北方主要受降水异常驱动，贡献率最高达 84.5%，在南方更多受辐射异常影响；Type 2 在北方主要受气温异常控制，在长江中下游和四川盆地则由辐射异常主导，贡献率分别高达 82.0% 和 82.6%。相比之下，小麦 GPP 异常表现出更强的“类型—因子对应关系”：Type 1 和 Type 3 在多数区域主要受降水异常控制，最高贡献率分别达 96.6% 和 90.1%；Type 2 普遍由气温异常主导；Type 4 则在降水、气温和干旱强度之间表现出明显的区域差异，其中长江中下游干旱强度贡献达 76.4%。物候异常的差异更为突出。玉米在多数响应类型和农业区划下均主要受气温异常控制，贡献率普遍高于 85%，其中东北平原 Type 1 事件达到 98.0%；而小麦不存在跨类型、跨区域一致的首要驱动因子，其物候异常会在降水、气温和辐射之间切换。总体而言，玉米对热量条件变化更敏感，物候调节主要受温度控制；小麦则表现出更强的水分依赖性和更复杂的多因子协同响应。该章结果揭示了 C₄ 与 C₃ 作物干旱响应机制的差异，为作物特异性和区域靶向性的干旱诊断与适应策略提供了依据。

第五章 旱转涝急转事件对玉米光合作用的复合影响

5.1 概述

本章围绕旱转涝急转（DTF）事件对作物影响机制尚不清楚这一问题，构建了一个集事件识别、影响量化和驱动归因于一体的三阶段分析框架，系统评估了中国主要农区玉米对旱转涝急转事件的脆弱性。首先，基于根区土壤水分识别同时满足“由旱转涝”和“状态快速突变”特征的事件，从而实现与作物水分可利用性直接相关的灾害识别。其次，以遥感总初级生产力（GPP）表征冠层光合功能，并构建两个互补的影响指标：复合抵抗力（CR）用于量化整个“干旱—涝渍”连续过程对作物光合功能的总体抑制程度，即回答“这次急转事件总体伤害有多大”；抵抗力差异（RD）用于分离后续涝阶段相对于前期干旱的净效应，即回答“涝阶段是缓解了前期干旱影响，还是进一步加重了作物胁迫”。最后，结合 SHAP 解释的随机森林模型，系统揭示 CR 和 RD 空间异质性的驱动机制，包括事件特征、分阶段气象条件、大尺度气候背景、物候及环境因子的相对作用。总体而言，本研究将事件识别、影响量化和分阶段归因结合起来，为理解旱转涝急转如何影响作物光合功能及其区域差异提供了一个可扩展的分析框架。

5.2 研究方法

5.2.1 旱转涝急转事件的识别

为识别旱转涝急转事件，本研究将其定义为在同一生长季内，由持续性干旱状态快速转变为持续性洪涝状态的过程，并利用每个 1 km 像元的标准化土壤湿度指数（SSMI）时间序列进行捕捉。SSMI 的定义与计算流程见第 3.2.1 节。为确保识别结果既能反映真实的干湿状态转换，又具有较好的鲁棒性，本研究采用包含三个连续筛选条件的识别算法（图 5-1）：

（1）状态交替条件：一个洪涝时段（ $SSMI \geq +0.5$ ）必须紧接在一个干旱时段（ $SSMI \leq -0.5$ ）之后出现，且干旱和洪涝两个阶段的持续时间均不少于 16 天（即连续两个 8 天周期）。该阈值对应于标准正态分布映射下约第 31 和第 69 百分位，旨在识别中等但明确的干湿状态。与第 3 章用于长期统计的 ± 1 阈值不同，这里采用 ± 0.5 的原因在于，本章关注的是旱转涝的快速状态转换过程，需要在保证干湿状态具有明确方向性的同时，提高对转换起点和转折过程的识别敏感性。

（2）突变性条件：利用日尺度土壤湿度数据，在滑动窗口（ $T=7$ 天）内计算土壤湿度集中指数（SMCI），以识别状态转换发生的突变日期。具体而言，对每个像元，首先收集整个研究期（2000-2019 年）内所有负 SMCI 值，并按升序排序，将该分布的第

7 百分位数定义为像元特定的湿润化阈值 (Th_{neg})。候选转换日期需满足两个条件：一是在 ± 3 天邻域内达到局部最小值，二是该最小值低于对应像元的 Th_{neg} 。该步骤的目的在于识别由干转湿过程中真正具有“快速跃迁”特征的转折点，而非缓慢变化过程中的一般波动 (Qiu et al. 2016)。

(3) 降水一致性检验：转换窗口内的平均降水量必须显著高于等长干旱前参照期的平均降水量，以确认该状态转折具有气象学上的湿润化信号，从而排除缺乏降水支持的伪转换事件。

仅当事件同时满足以上三个条件时，方可认定为旱转涝急转事件。对于所有识别出的事件，进一步计算其发生频率、强度（干旱阶段和洪涝阶段平均绝对 SSMI）及持续时间，并在农业分区尺度上进行汇总；时间变化趋势则采用 Sen's 斜率估计量和 Mann-Kendall 趋势检验进行评估。

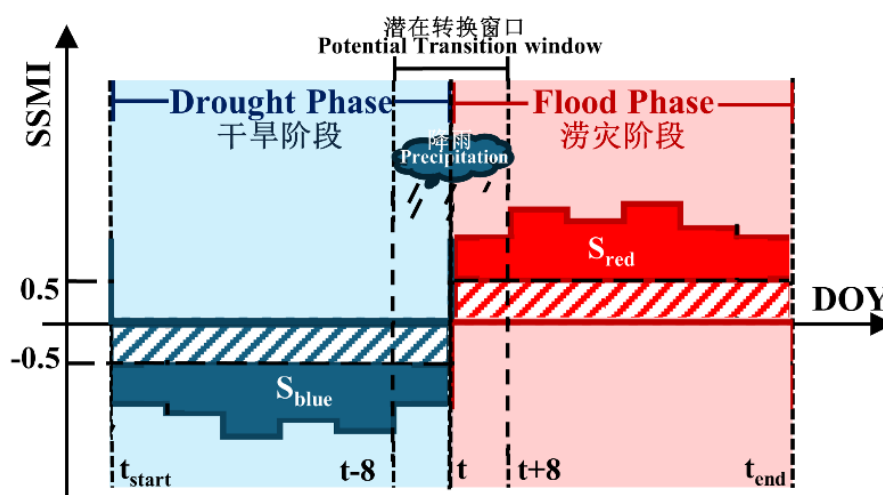


图 5-1 基于土壤湿度的旱转涝急转事件识别概念示意图。

Figure 5-1 Conceptual schematic of the soil moisture-based identification of DTF events.

5.2.2 作物响应量化：复合抵抗力 (CR) 与抵抗力差异 (RD) 的定义

为量化玉米光合作用对旱转涝急转 (DTF) 事件的脆弱性，本研究基于去趋势并转换为百分位数后的 GPP 序列，构建了两个互补的事件尺度指标：复合抵抗力 (CR) 和抵抗力差异 (RD)。其中，CR 用于表征整个“干旱—洪涝”连续过程对作物光合作用的总体抑制程度，RD 用于刻画后续涝阶段相对于前期干旱的净影响。

步骤 1：筛选具有明确干旱负效应的事件。本研究首先限定分析对象，仅保留那些在干旱阶段已导致光合作用明显下降的事件。具体而言，若从干旱前基线到干旱阶段结束期间，GPP 百分位数呈现负斜率，则认为该事件在前期干旱阶段已对光合作用产生初始抑制。进一步地，为保证比较基线代表未受明显扰动的正常生产状态，排除了起始于低生产力背景的事件，即干旱前 GPP 百分位数 $\leq 40\%$ 的事件 (Zhang et al. 2025)。保留下来的事件定义为“干旱负效应事件”。这一步的目的在于确保后续分析的对象，

均为前期干旱已造成实际光合损伤的事件，从而能够进一步判断后续涝阶段是缓解了这种损伤，还是使其加剧。

步骤 2: 计算抵抗力指标。对于每一个“干旱负效应事件”，本研究以 GPP 百分位数在特定阶段内的线性下降速率来表征作物抵抗力。这里，GPP 下降越快，说明作物光合作用受抑越强，对扰动的抵抗力越弱。（图 5-2）。

干旱阶段抵抗力（ $Slope_1$ ）：表示从干旱前基线到干旱阶段结束期间，GPP 百分位数的下降速率，用于量化前期干旱对光合作用的抑制程度。

复合抵抗力（CR）：表示整个“干旱—洪涝”连续过程中，GPP 百分位数的下降速率，用于量化急转事件对光合作用的总体抑制程度。CR 值越负，表明作物在整个事件过程中受到的综合抑制越强，即总体脆弱性越高。

抵抗力差异（RD）：由复合抵抗力减去干旱阶段抵抗力计算得到，即 $RD = CR - Slope_1$ 。由于 CR 同时包含前期干旱和后续洪涝两个阶段的综合影响，而 $Slope_1$ 仅反映前期干旱阶段的影响，因此二者之差可用于近似表征洪涝阶段相对于前期干旱的附加效应。RD 为正值表示后续洪涝阶段部分缓解了前期干旱造成的抑制（拮抗效应），RD 为负值则表示洪涝阶段进一步加剧了光合作用抑制（协同效应）。

在概念上，CR 强调整个序贯胁迫过程的综合结果，RD 强调后续洪涝阶段对前期干旱影响的调节方向和强弱。对这些指标的时间变化趋势，同样采用 Sen's 斜率估计量与 Mann-Kendall 趋势检验进行分析。

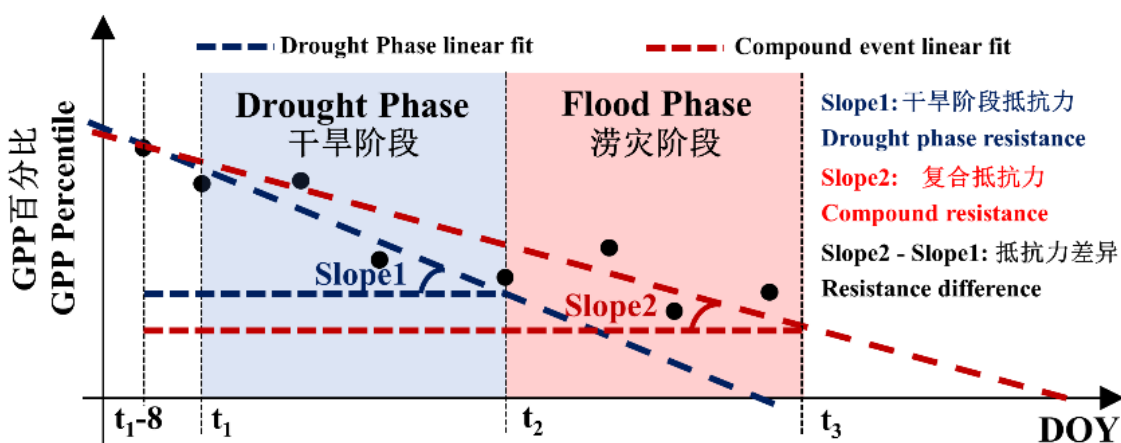


图 5-2 基于 GPP 百分位数量化干旱阶段抵抗力、CR 与 RD 的概念框架示意图。

Figure 5-2 Schematic framework for quantifying drought-phase resistance, CR, and RD from GPP percentiles.

5.2.3 归因分析：随机森林模型与 SHAP 解释

为解释复合抵抗力（CR）和抵抗力差异（RD）的空间异质性，本研究采用随机森林回归模型，并结合 SHAP 值开展归因分析（Ge et al. 2025; Xie et al. 2025）。选择该方法的主要原因在于，随机森林能够有效捕捉作物响应与多类驱动因子之间复杂的非

线性关系，而 SHAP 则可进一步量化各变量对模型输出的贡献大小及作用方向，从而提高归因结果的可解释性。

预测变量包括五类信息：事件特征、分阶段气象条件、作物物候、大尺度气候背景和静态环境因子。具体而言，事件特征包括干旱和洪涝阶段的持续时间与强度；分阶段气象条件包括各阶段的降水、辐射和气温；作物物候包括抽穗前后物候状态；大尺度气候背景以事件期间及其前期的南方涛动指数均值表征；静态环境因子则包括土壤质地、孔隙度、海拔、坡度和灌溉状况等（表 5-1）。

表 5-1 用于解释作物 CR 与 RD 的预测变量说明。

Table 5-1 Description of predictor variables used to explain the CR and RD of crops.

类别	驱动因子	时段	变量	单位
Category	Driver	Period	Abbreviation	Unit
作物	平均 GPP	多生育期	GPP _{mean}	g C m ⁻² 8d ⁻¹
	砂粒含量	静态	Silt	%
土壤	黏粒含量	静态	Clay	%
	土壤孔隙度	静态	Porosity	% by volume
地形	高程	静态	Elevation	m
	坡度	静态	Slope	°
大尺度气候背景	平均 SOI（事件）	事件期	SOI _{event}	
	平均 SOI（事件前）	事件前三月	SOI _{pre-event}	
	总降雨量	干旱阶段	PREC _{drought}	mm
		涝灾阶段	PREC _{flood}	mm
气象条件	平均太阳辐射	干旱阶段	SRAD _{drought}	W m ⁻²
		涝灾阶段	SRAD _{flood}	W m ⁻²
	平均大气温度	干旱阶段	TEMP _{drought}	K
		涝灾阶段	TEMP _{flood}	K
管理	灌溉	各生育期	Rainfed	Binary (0/1)
			Irrigated	
作物物候	物候阶段	事件尺度	Pre-heading/	Binary (0/1)
			Post-heading	
事件特征	干旱强度	干旱阶段	Intensity _{drought}	
	干旱持续时间	干旱阶段	Duration _{drought}	days
	涝灾强度	涝灾阶段	Intensity _{flood}	
	涝灾持续时间	涝灾阶段	Duration _{flood}	days

在模型构建中，针对各农业分区分别建立 CR 和 RD 的随机森林预测模型。样本按 80% 和 20% 划分为训练集和测试集，其中训练集用于模型训练和超参数优化，测试集用于独立性能验证。超参数优化采用 Optuna 框架，并通过五折交叉验证，以交叉

验证 R^2 最大化为目标，对树的数量、最大深度和叶节点最小样本数等关键参数进行调优。最终，利用 SHAP 值分析各分区中不同变量对 CR 和 RD 的相对贡献及其作用方向，从而识别影响作物脆弱性空间分异的关键驱动因子。

5.3 结果与分析

5.3.1 旱转涝急转事件的识别：玉米产区事件时空格局与变化趋势

基于土壤湿度阈值识别的旱转涝急转 (DTF) 事件，在 2000-2019 年我国玉米产区表现出明显的空间异质性 (图 5-3)。从像元尺度分布看 (图 5-3a)，研究期内 DTF 事件总体以低频发生为主，大多数网格的累计发生次数不超过 3 次，高发生次数网格仅在局部区域呈零散或带状分布。这说明，DTF 事件在全国玉米产区整体上属于低频事件，但在少数区域存在相对集中的高发热点。为进一步比较不同农业分区的差异，本文统计了单位面积发生频率、平均强度和平均持续时间三个指标 (图 5-3a1-a3)。结果表明，这三个指标的空间格局并不一致，不同区域表现出不同的事件特征。

在单位面积发生频率方面 (图 5-3a1)，各分区取值范围为 0.6-1.2。其中，北方干旱半干旱区 (B 区) 最高，为 1.2，说明该区单位面积内 DTF 事件发生最为频繁；云贵高原 (I 区) 次之，为 0.9。相比之下，东北平原 (A 区)、黄土高原 (D 区) 和四川盆地 (G 区) 均为 0.7，处于中等水平；黄淮海平原 (C 区) 和长江中下游 (F 区) 最低，均为 0.6。总体来看，DTF 事件在北方干旱半干旱区和云贵高原更容易发生，而在黄淮海平原和长江中下游发生频率相对较低。

在平均强度方面 (图 5-3a2)，各分区取值介于 3.8-5.4。云贵高原 (I 区) 最高，为 5.4，东北平原 (A 区) 次之，为 5.3，说明这两个区域一旦发生 DTF 事件，其干湿状态转换更剧烈；北方干旱半干旱区 (B 区) 为 4.9，黄土高原 (D 区) 和四川盆地 (G 区) 均为 4.7，黄淮海平原 (C 区) 为 4.6，长江中下游 (F 区) 最低，仅为 3.8。可见，事件频率高并不意味着事件强度一定高，例如 B 区虽然发生最频繁，但强度并未达到最高；相反，I 区不仅发生较多，而且强度最大，反映出更高的复合灾害风险。

在平均持续时间方面 (图 5-3a3)，各分区差异同样明显，数值范围为 51-67。东北平原 (A 区) 持续时间最长，为 67；云贵高原 (I 区) 和黄土高原 (D 区) 分别为 63 和 62，也处于较高水平；北方干旱半干旱区 (B 区) 为 60，黄淮海平原 (C 区) 和四川盆地 (G 区) 均为 59，长江中下游 (F 区) 最短，仅为 51。说明 A 区、I 区和 D 区的 DTF 事件不仅出现，而且往往持续时间更长，对作物造成持续胁迫的可能性更高。

综合来看，不同分区的 DTF 风险特征并不相同。北方干旱半干旱区 (B 区) 以“高频发生”为主要特征，但其强度和持续时间并非最高；东北平原 (A 区) 则表现为“强度高、持续时间长”，说明该区 DTF 事件虽然不算最频繁，但一旦发生，持续影响可

能更为明显；云贵高原（I区）同时具有较高频率（0.9）、最高强度（5.4）和较长持续时间（63），是综合风险最为突出的区域之一。相比之下，长江中下游（F区）在频率（0.6）、强度（3.8）和持续时间（51）上均处于低值，整体风险相对较弱。因此，DTF事件的区域差异不能仅用单一指标刻画，而应从发生频率、强度和持续时间三个维度进行综合评估。

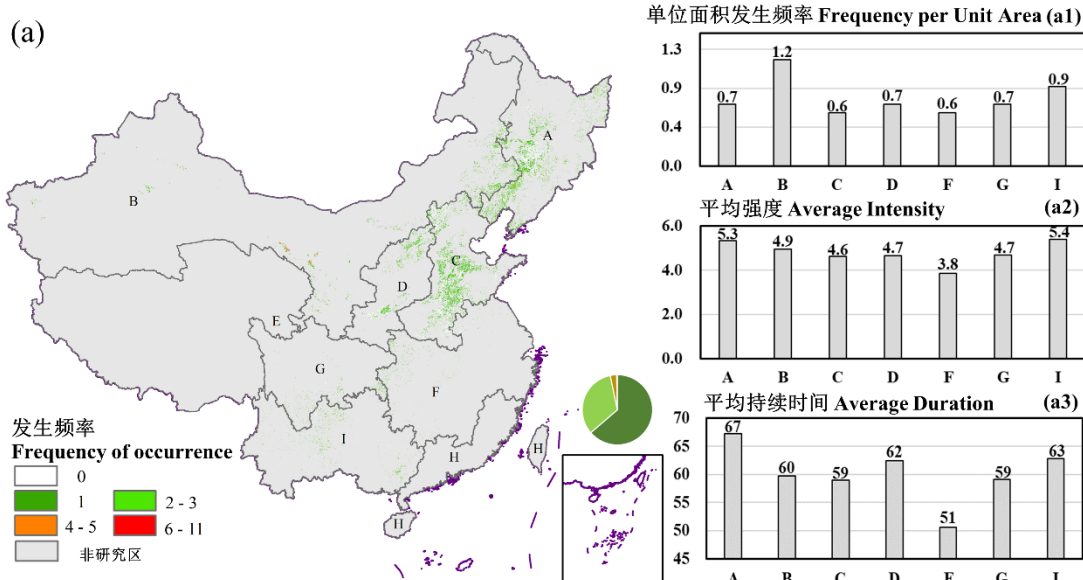


图 5-3 2000-2019 年间中国玉米种植区基于土壤水分定义的 DTF 事件时空分布特征。(a) DTF 事件发生频率的空间分布，以及 (a1-a3) 各农业区单位面积平均频率、平均强度和平均持续时间的区域统计结果。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。

Figure 5-3 Spatiotemporal patterns of soil-moisture-defined DTF events in maize regions of China during the period 2000-2019. Spatial distribution of DTF event frequency (a) and regional statistics of frequency per unit area, mean intensity, and mean duration across agricultural zones (a1-a3). Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

在时序动态分析中，本文采用 Sen's 斜率估计量量化各农业分区 DTF 事件频次、平均强度和持续时间的变化趋势，并利用 Mann-Kendall 检验评估其统计显著性(表 5-2)。结果表明，达到统计显著水平的变化主要集中在四川盆地（G区）和云贵高原（I区）。其中，G区在事件频次（14.55*）、平均强度（0.185***）和持续时间（1.70**）三个指标上均表现为显著增加；I区也呈现出相同特征，其频次（21.25**）、平均强度（0.301**）和持续时间（2.55**）均显著上升。相比之下，其余分区虽存在正向或负向变化，但均未达到统计显著水平。这表明，DTF事件的加剧并非全国玉米产区的普遍现象，而主要集中在四川盆地和云贵高原。换言之，这两个区域不仅 DTF 事件发生得更多，而且事件强度更大、持续时间更长，显示出更明显的风险累积趋势。

综合来看，玉米产区 DTF 事件在像元尺度上总体仍以低频发生为主，但在区域尺度上，频次、强度和持续时间存在明显差异。趋势分析进一步表明，DTF 风险的持续上升具有显著的空间聚集性，重点集中在四川盆地和云贵高原，而非全国范围内普遍同步增强。

表 5-2 玉米 DTF 事件发生频率、强度与持续时间的区域趋势 Sen 斜率估计值。

Table 5-2 Sen's slope estimates of regional trends in maize DTF event frequency, intensity, and duration.

区域 Zone	Sen's 斜率 Sen's slope		
	频率 Frequency	强度 Intensity	持续时间 Duration
China 全国	68.64	0.003	0.21
A	8.75	-0.024	-0.07
B	34.96	0.052	0.53
C	-28.36	-0.111	-0.66
D	4.68	0.024	0.15
F	-4.18	-0.014	-0.15
G	14.55*	0.185***	1.70**
I	21.25**	0.301**	2.55**

注：统计显著性水平： $p < 0.05$ (*)； $p < 0.01$ (**)； $p < 0.001$ (***)。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。Note: Statistical significance: $p < 0.05$ (*); $p < 0.01$ (**); $p < 0.001$ (***). Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

5.3.2 干旱负效应事件、CR 与 RD 的空间格局及趋势

并非所有旱转涝急转 (DTF) 事件都会导致作物光合作用发生显著下降。为从“灾害暴露”进一步转向“作物实际影响”的评估，本研究在已识别的 DTF 事件基础上，筛选出“干旱负效应事件”，即在前期干旱阶段已引起 GPP 明显下降的旱转涝事件。图 5-4 展示了这类事件在玉米产区的空间分布，并进一步从分区尺度统计其发生频次，以及复合抵抗力 (CR) 和抵抗力差异 (RD) 两项指标的区域特征 (图 5-4 a1-a3)。其中，CR 表征整个“干旱—洪涝”连续过程对光合作用的总体抑制程度，RD 表征后续洪涝阶段相对于前期干旱的净效应。

从空间分布看 (图 5-4a)，干旱负效应事件总体仍以低频发生为主，多数像元在研究期内仅发生 1 次，发生 2 次及 3-7 次的像元占比较小，主要呈零散斑块状分布，而非连续高值带。分区统计结果表明，这类事件在不同农业区之间存在明显差异 (图 5-4a1)。其中，北方干旱半干旱区 (B 区) 和东北平原 (A 区) 数量最高，且两者接近；云贵高原 (I 区) 次之；黄土高原 (D 区) 和黄淮海平原 (C 区) 处于中间水平；四川盆地 (G 区) 和长江中下游 (F 区) 相对较低，其中 F 区最低。说明从“作物实际受

损”的角度看，A 区和 B 区是干旱负效应事件最集中的区域。

CR 的区域分布显示，所有分区的 CR 均为负值（图 5-4a2），表明在“干旱—洪涝”连续胁迫下，玉米光合作用总体上均受到抑制。不同区域之间，CR 的负值程度存在明显差异。黄淮海平原（C 区）和黄土高原（D 区）的 CR 整体更低，说明这两个区域在干旱负效应事件下光合作用受抑最强；相比之下，北方干旱半干旱区（B 区）的 CR 更接近 0，表明总体抑制相对较弱；东北平原（A 区）、长江中下游（F 区）、四川盆地（G 区）和云贵高原（I 区）则处于中间水平。可见，即便同样发生了干旱负效应事件，不同区域作物对连续胁迫的总体抵抗能力仍存在显著差异。

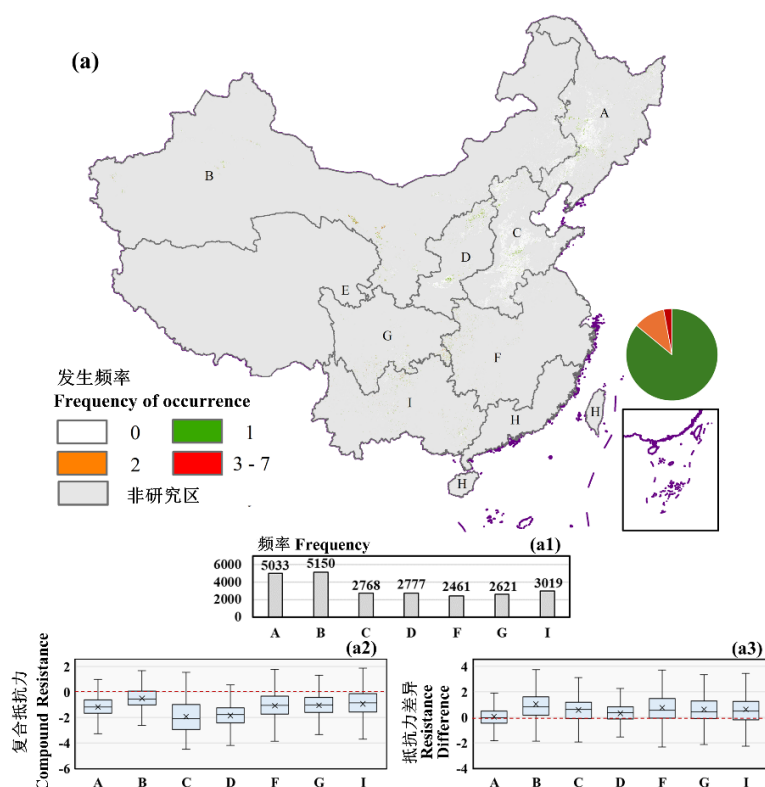


图 5-4 玉米种植区作物干旱负效应事件的空间分布及其相关光合响应指标（2000-2019 年）。(a) 干旱负效应事件的空间分布，以及 (a1-a3) 各农业区内事件频率、CR 和 RD 的区域分布。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。

Figure 5-4 Spatial distribution of crop-impactive DTF events in maize regions and associated photosynthetic response metrics (2000-2019). Spatial distribution of crop-impactive events (a) and regional distributions of event frequency, CR, and RD across agricultural zones (a1-a3). Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

与 CR 不同，RD 呈现出更强的区域分异（图 5-4a3）。总体上，B 区、C 区、D 区、F 区、G 区和 I 区的 RD 以正值为主，说明在这些区域，后续洪涝阶段整体上更倾向

于对前期干旱影响产生一定缓解作用；而东北平原（A区）的RD分布跨越0值，表现为正负并存，说明该区域涝阶段的净效应并不稳定，既可能缓解前期干旱影响，也可能进一步加重抑制。相比于CR在全国范围内普遍为负这一共同特征，RD更能反映不同区域在“后涝是缓解还是叠加伤害”这一问题上的差异。

趋势分析进一步揭示了干旱负效应事件及其作物响应的时序演变特征（表5-3）。在全国尺度上，干旱负效应事件频率呈显著增加趋势（62.13**）。分区尺度上，显著上升主要集中在东北平原（A区，10.36）、四川盆地（G区，7.98）和云贵高原（I区，9.64*），说明作物实际受损事件的增加具有明确的区域集中性。与此同时，CR与RD的趋势并不一致，而是表现出明显的区域分化。CR在A区（0.00010***）、D区（0.00059*）、F区（0.00011*）、G区（0.00018*）和I区（0.00028*）显著上升，而在B区（-0.00011***）和C区（-0.00027***）显著下降。RD则在A区（-0.00005***）和D区（-0.00026***）显著下降，而在B区（0.00003*）、F区（0.00033*）、G区（0.00024*）和I区（0.00022***）显著上升。说明在不同区域，作物对旱转涝急转的总体抵抗能力及后续洪涝阶段的净效应并不存在统一变化方向，而是具有明显的区域依赖性。

表5-3 区域性玉米作物干旱负效应事件频次、CR及RD趋势的Sen斜率估计值。

Table 5-3 Sen's slope estimates of regional trends in maize crop-impactful event frequency, CR, and RD.

区域 Zone	频率 Frequency	Sen's 斜率 Sen's slope	
		复合抵抗力 CR	抵抗力差异 RD
全国 China	62.13**	-0.00011	-0.00641
A	10.36**	0.00010***	-0.00005***
B	3.78	-0.00011***	0.00003*
C	0.90	-0.00027***	-0.00003
D	0.27	0.00059***	-0.00026***
F	0.37	0.00011***	0.00033***
G	7.98**	0.00018***	0.00024***
I	9.64***	0.00028***	0.00022***

注：统计显著性： $p < 0.05$ (*)； $p < 0.01$ (**)； $p < 0.001$ (***)。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。Note: Statistical significance: $p < 0.05$ (*); $p < 0.01$ (**); $p < 0.001$ (***). Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

将DTF事件的暴露格局与干旱负效应事件的空间格局进行对比可以发现，区域尺度上的“灾害暴露”与“作物实际受损”并非简单线性对应。北方干旱半干旱区（B区）在DTF暴露水平较高的同时，干旱负效应事件数量也最高；但东北平原（A区）虽然

暴露水平并非最高，其干旱负效应事件数量仍与 B 区接近（5033 vs. 5150）；云贵高原（I 区）虽然 DTF 暴露水平较高，但其干旱负效应事件数量（3019）低于 A 区和 B 区。说明作物实际影响不仅取决于事件是否发生，还受到区域环境和作物响应特征的共同调制。

总体而言，干旱负效应事件在像元尺度上以低频发生为主，但在区域尺度上呈现明显不均衡，主要集中于东北平原（A 区）和北方干旱半干旱区（B 区）。CR 在所有分区均为负，且黄淮海平原（C 区）和黄土高原（D 区）的总体抑制更强；RD 则表现出更清晰的区域分界，除 A 区外多数分区以正值为主。趋势分析进一步表明，干旱负效应事件频率的显著增加主要集中在 A 区、G 区和 I 区，而 CR 与 RD 的时序变化则呈现明显的区域对立和区域依赖性。

5.3.3 玉米复合抵抗力（CR）空间分异的驱动因素

为进一步解释玉米复合抵抗力（CR）空间差异形成的原因，本研究以各农业分区为单位构建随机森林模型，并结合 SHAP 方法识别关键驱动因子及其作用方向。各分区模型在测试集上的决定系数 R^2 介于 0.56-0.87，说明模型能够较好地刻画 CR 的空间差异，为后续驱动机制分析提供了可靠基础。

图 5-5 给出了各分区预测变量的平均绝对 SHAP 值排序。总体来看，CR 的空间异质性主要由事件过程中的气象条件和阶段特征直接驱动。在多数分区中，旱、涝阶段的太阳辐射、气温、降水以及事件历时等过程型变量长期位于重要性前列；相比之下，灌溉/雨养分类及多数静态背景变量（如土壤质地、坡度等）整体贡献较低。这表明，在本研究的时间尺度和变量体系下，CR 的空间差异更多反映了事件本身的过程特征，而非管理方式或静态地表条件的单独作用。

从分区差异看，不同区域的首要驱动因子并不相同，但可归纳为几类典型模式。东北平原（A 区）、北方干旱半干旱区（B 区）、黄淮海平原（C 区）和四川盆地（G 区）以辐射相关因子占优，尤其涝期太阳辐射在多个区域位列首位，表明能量条件对这些区域 CR 的形成具有关键作用。黄土高原（D 区）和长江中下游（F 区）则分别更突出地受到涝期降水和涝期持续时间的影响，说明水分输入和事件维持时间在这些区域更为关键。云贵高原（I 区）与其他分区差异最为明显，其前列变量主要为涝期持续时间、涝期强度和物候阶段，表明该区 CR 更强地受涝阶段过程特征及作物发育状态共同控制。与此同时，南方涛动指数（SOI）及抽穗前后物候状态在部分区域也进入前列，说明大尺度气候背景与作物发育阶段能够通过调节事件发生条件和作物敏感性，进一步影响 CR 的空间分异。

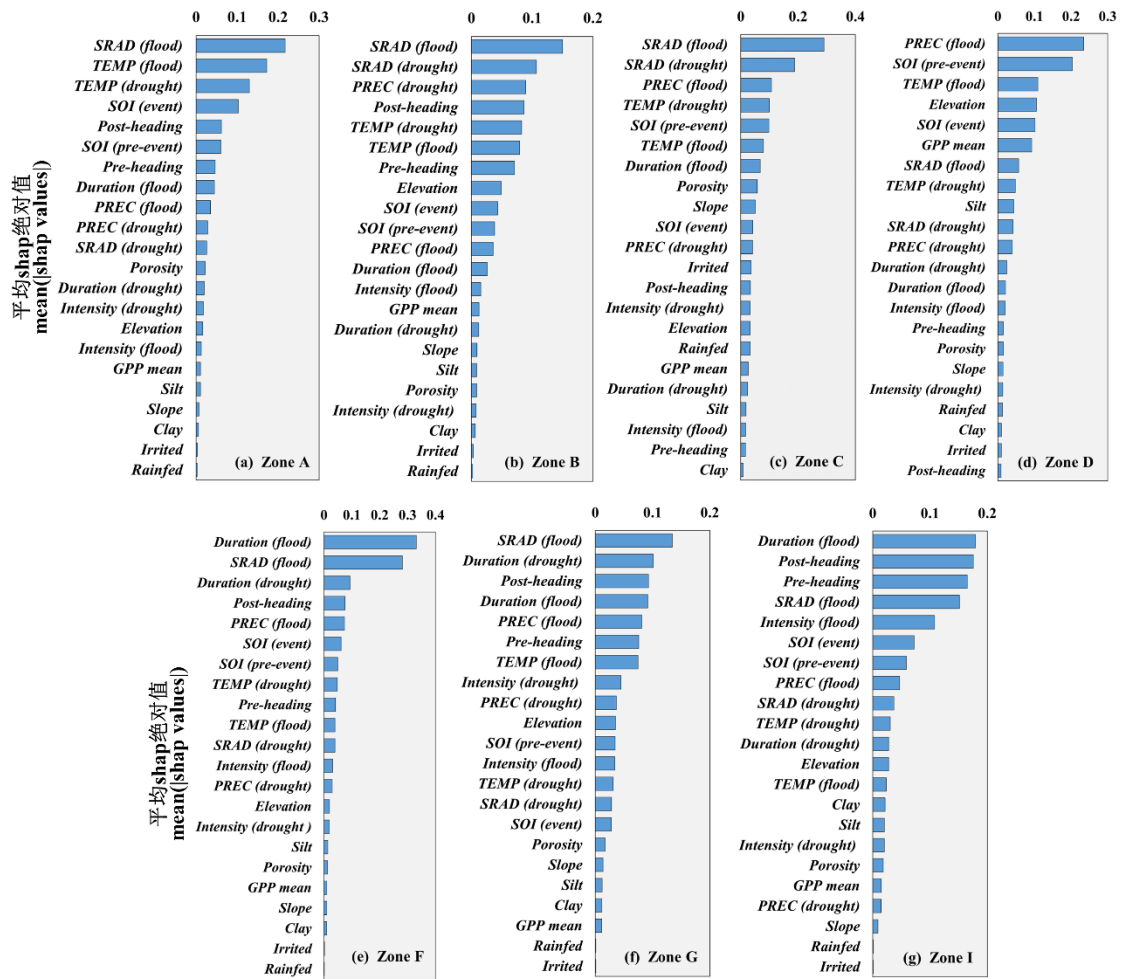


图 5-5 基于 SHAP 方法的各农业区玉米 CR 预测因子相对重要性排序。预测因子按其平均绝对 SHAP 值降序排列。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。

Figure 5-5 SHAP-based relative importance of predictors for maize CR across agricultural zones. Predictors are ranked by mean absolute SHAP values. Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

图 5-6 进一步展示了主要驱动因子与 CR 之间的 SHAP 依赖关系。需要指出的是，这些关系反映的是随机森林模型在多因子共同作用下学习到的边际贡献变化：SHAP 值为正表示该因子取值对应更高 CR，即整体抑制较弱；SHAP 值为负则表示对应更低 CR，即整体抑制较强。总体上，这些关系普遍表现出明显的非线性特征，常见形式包括阈值型、平台型、峰值型和振荡型，且不同分区之间存在清晰差异。

从变量类型看，物候阶段效应最为稳定。Pre-heading 取值为 1 时，SHAP 值整体偏正，表明事件发生于抽穗前更对应较高 CR，即抑制相对较弱；Post-heading 则表现出相反关系，说明抽穗后阶段更容易对应较低 CR，即光合作用受抑更强。这表明 CR

具有明确的物候阶段依赖性，而且这种方向在各分区之间较为一致。

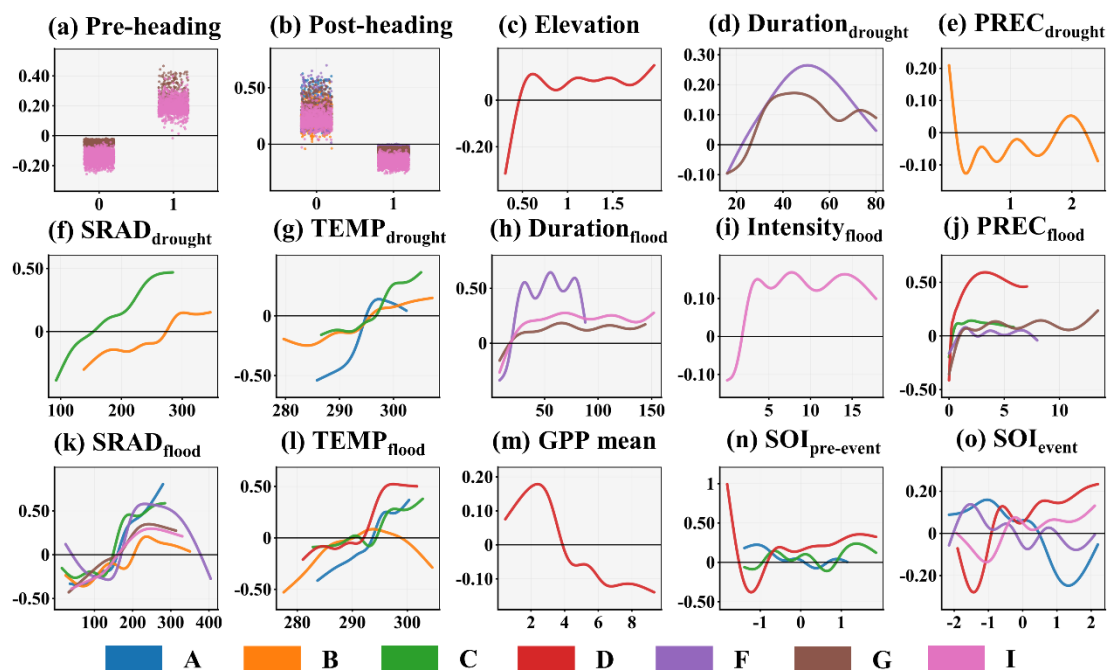


图 5-6 各农业区玉米 CR 与六个关键驱动因子之间的 SHAP 依赖关系。X 轴：驱动因子数值；Y 轴：SHAP 值；曲线表示拟合关系。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；

C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。

Figure 5-6 SHAP dependency relationships between the top six drivers and maize CR across agricultural zones. X-axis: driver value; Y-axis: SHAP value; curves indicate fitted relationships. Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

静态背景因子主要表现为非线性调制作用。Elevation 与 CR 的关系通常呈阈值型变化，在较低海拔时贡献偏负，随后随海拔升高逐渐趋于稳定，局部高值区间再出现上升；GPP mean 则呈相对清晰的单调关系，即多年平均生产力越高，其边际贡献越倾向于降低 CR，说明高生产力背景区域在模型中更容易对应较强抑制。

旱阶段过程因子主要表现为阈值或单峰型响应。Duration_{drought} 在不同分区通常呈现“先升后降”的单峰型关系，表明早期历时对 CR 的作用存在阈值和最敏感区间；PREC_{drought} 在部分分区表现出低值区间贡献较强、随后快速波动的特征，说明早期降水的边际作用并不稳定；SRAD_{drought} 多表现为随辐射增强而贡献上升、在高值区趋于平台；TEMP_{drought} 则在不同区域呈现不同的转折位置和增幅，体现出明显的区域特异性。

涝阶段过程因子对 CR 的影响更直接，也更能体现区域差异。Duration_{flood} 和 Intensity_{flood} 多呈现阈值型关系，即在较低取值区间贡献偏负或接近零，而超过一定阈值后转为正贡献并进入平台。SRAD_{flood} 普遍表现为“低值不利、中高值有利”的转换特征，即低辐射对应较低 CR，辐射增强后边际贡献转正，并在部分分区出现峰值后回

落; $TEMP_{flood}$ 也多呈现由负转正的趋势, 但高温端走势在不同区域并不一致。 $PREC_{flood}$ 的区域差异最为突出, 在某些分区低降水向较高降水转变时会迅速对应更高 CR, 而在另一些分区则仅表现为较弱波动。总体而言, CR 对涝阶段过程特征的响应并非线性累积, 而是存在明显阈值和区域分化。

5.3.4 玉米抵抗力差异空间分异的驱动因素

抵抗力差异 (RD) 表征的是复合胁迫相对于单一干旱的净差异, 因此相较于复合抵抗力 (CR), RD 对“前期干旱”和“后续洪涝”哪一阶段在主导作物净响应更为敏感。随机森林模型在各分区测试集上的 R^2 为 0.43-0.83, 说明模型能够较好地刻画 RD 的空间差异, 支持后续 SHAP 归因分析。图 5-7 显示, RD 的驱动因子排序较 CR 表现出更鲜明的区域差异和阶段偏好。总体来看, A 区、B 区和 C 区更偏向受旱阶段过程控制, F 区和 I 区更偏向受涝阶段过程控制, 而 D 区则表现出更突出的背景气候信号和生产力背景约束。与此同时, 管理方式及多数静态土壤—地形变量的重要性整体仍位于后段, 说明 RD 的空间异质性主要由事件过程和大尺度气候背景塑造。

从分区特征看, 东北平原 (A 区) 的 RD 主要由干旱持续时间控制, 同时受到旱、涝阶段辐射和涝期温度的共同调制, 表现出明显的“早期约束 + 双阶段能量条件”特征。北方干旱半干旱区 (B 区) 最敏感的因子为干旱期降水, 且其重要性显著高于其他变量, 说明该区 RD 对早期水分输入最为敏感, 同时受早期辐射和温度显著影响。黄淮海平原 (C 区) 则以早期太阳辐射和 SOI 指标为主, 表明该区 RD 不仅受早期能量条件影响, 而且具有更强的背景态调制特征。黄土高原 (D 区) 与其他分区不同, 其重要性排序以前期和事件期 SOI、早期温度及多年平均 GPP 为核心, 体现出“背景气候信号 + 干旱期热量条件 + 生产力背景”的综合控制。相比之下, 长江中下游 (F 区) 和云贵高原 (I 区) 更突出地表现为涝阶段主导, 前列变量以涝期辐射、持续时间和强度为主, 其中 I 区还进一步提高了物候阶段的重要性, 说明该区 RD 对后续洪涝过程和作物发育状态均更敏感。四川盆地 (G 区) 则表现为介于两者之间的混合型格局, 即早期辐射主导, 同时叠加涝期辐射和 SOI 的共同作用。

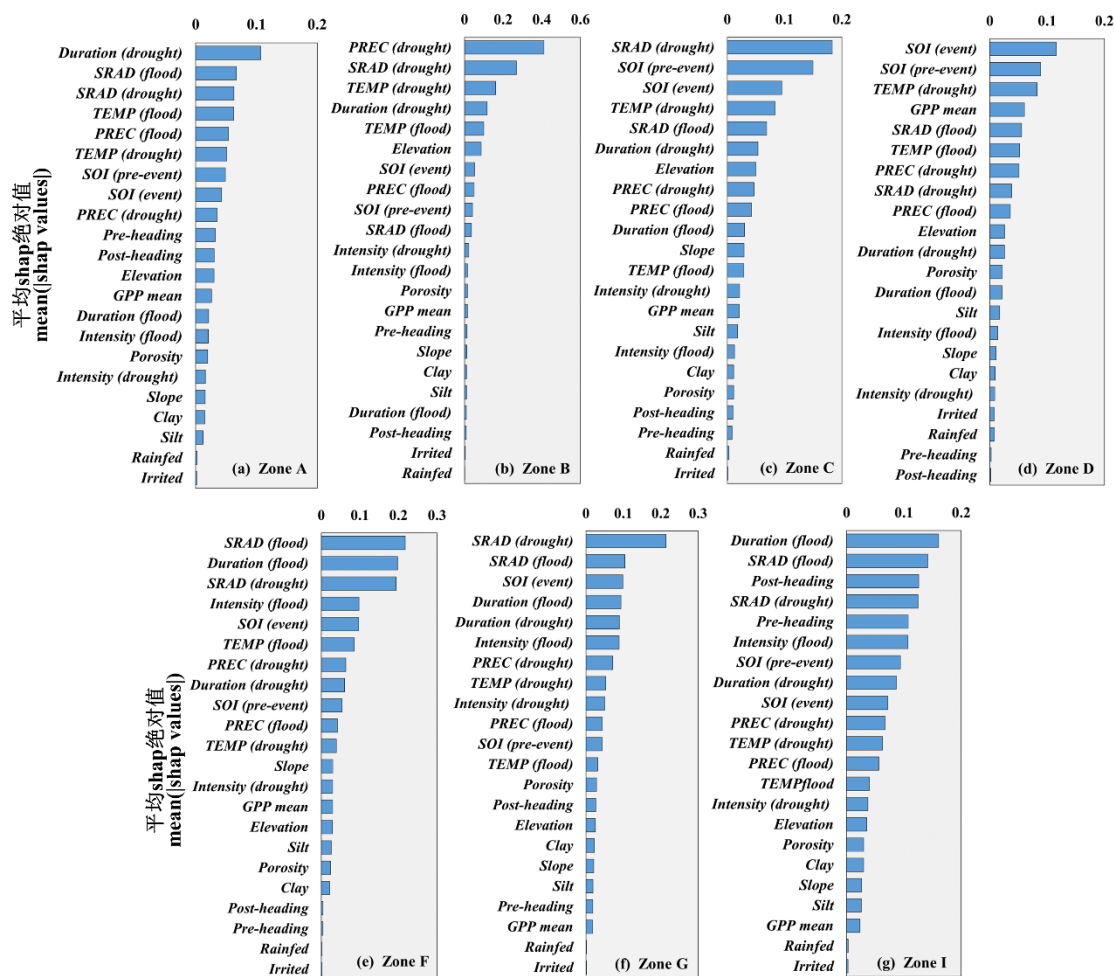


图 5-7 基于 SHAP 方法的各农业区玉米 RD 预测因子相对重要性排序。预测因子按其平均绝对 SHAP 值降序排列。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。

Figure 5-7 SHAP-based relative importance of predictors for maize RD across agricultural zones. Predictors are ranked by mean absolute SHAP values. Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

图 5-8 进一步展示了各区域主要驱动因子与 RD 之间的 SHAP 依赖关系。需要强调的是，SHAP 值为正表示该因子取值对应更高 RD，即后续洪涝阶段相对于单一干旱的净效应更偏向缓解；SHAP 值为负则表示对应更低 RD，即涝阶段更可能加重前期干旱影响。总体上，这些依赖关系普遍表现出明显的非线性特征，常见形式包括符号转换、阈值效应和平台（饱和）效应，说明 RD 对事件主控阶段变化极为敏感。

从变量类别看，物候阶段效应较为稳定。Pre-heading 取值为 1 时 SHAP 值整体偏正，而 Post-heading 更倾向于降低 RD，说明生育前期更容易对应较高 RD，即后续洪涝的净效应更偏缓解；生育后期则更容易对应较低 RD，即复合胁迫相对单一干旱更偏向加重。I 区中物候变量排序靠前的结果与此相一致，表明部分区域的 RD 空间分

异显著受作物发育阶段调节。

旱阶段关键过程因子主要表现为“历时延长趋向负贡献、极端水分条件触发符号转换”的特征。 $Duration_{drought}$ 在多个分区中表现为随历时增加迅速转为负值并进入平台，说明较长的前期干旱更容易使 RD 降低，即后续洪涝难以抵消甚至可能放大前期损伤。 $PREC_{drought}$ 在 B 区呈现最强的阈值和符号转换特征：极低降水对应显著正贡献，而略高于极端缺水状态后迅速转为负值，说明该区 RD 对早期极端缺水和一般缺水状态的区分尤为敏感。 $SRAD_{drought}$ 和 $TEMP_{drought}$ 则表现出明显的区域差异，在部分分区中高辐射或高温会抬升 RD，在另一些分区中则作用较弱甚至相反，说明早期能量和热量条件对 RD 的影响具有较强的区域特异性。

涝阶段关键过程因子更直接地体现了 RD 的“净效应”特征。 $Duration_{flood}$ 和 $Intensity_{flood}$ 在多数分区中呈现“由负转正并趋于平台”的关系，即较短或较弱的涝阶段往往不足以产生缓解作用，而当历时或强度达到一定阈值后，其边际贡献转为正值并趋于稳定，这一特征在 F 区和 I 区尤为明显。 $SRAD_{flood}$ 也多表现为“低值负、中高值正”的转换，但不同区域的过零阈值和高值段增幅存在差异，其中 F 区在高辐射条件下的正贡献更突出。 $TEMP_{flood}$ 同样呈非线性变化，多数分区在中低温区间由负转正，但部分区域在高温端出现回落，说明涝期热量条件并非单向促进 RD，而是存在明显的区域依赖性。

背景气候信号和生产力背景则更多表现为非单调调制作用。 GPP_{mean} 在 D 区呈现相对清晰的单调负向关系，即多年平均生产力越高，其边际贡献越倾向于降低 RD。 $SOI_{pre-event}$ 和 SOI_{event} 在多个分区均表现出振荡和反复穿越零线的特征，说明 SOI 对 RD 的影响并非稳定的线性作用，而更符合“背景态—事件阶段过程耦合”的非线性调制模式。

综合来看，RD 比 CR 更能体现“阶段主控”在不同区域中的分化。A、B、C 等区的 RD 更易受旱阶段历时、水分输入和辐射条件及其与 SOI 的耦合影响；F、I 等区则更突出地受涝阶段历时、强度和辐射控制，其中 I 区还进一步表现出显著的物候调制。大量出现的符号转换和平台效应，从机制上解释了为何不同区域中后续洪涝阶段有时表现为缓解作用，有时又表现为叠加伤害，这也与 RD 用于诊断“复合胁迫相对于单一干旱净差异”的设计目的相一致。

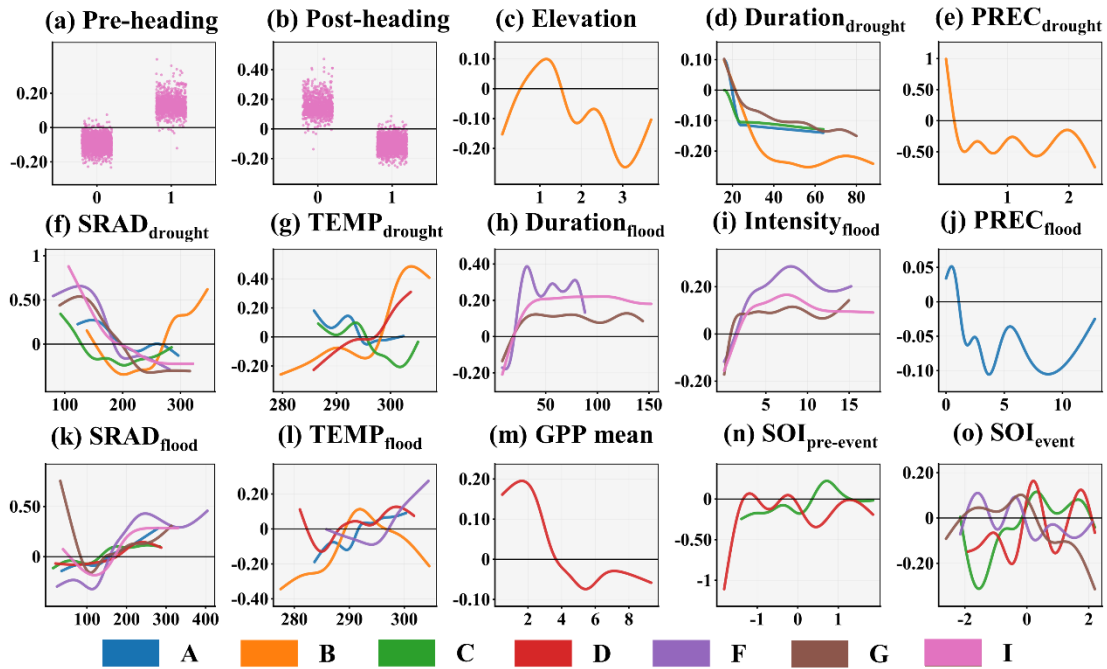


图 5-8 各农业区玉米 RD 与六个关键驱动因子之间的 SHAP 依赖关系。X 轴：驱动因子数值；Y 轴：SHAP 值；曲线表示拟合关系。农业区代号分别为：A：东北平原；B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。

Figure 5-8 SHAP dependency relationships between the top six drivers and maize RD across agricultural zones. X-axis: driver value; Y-axis: SHAP value; curves indicate fitted relationships. Region labels are: A, Northeast China Plain; B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

5.4 讨论

5.4.1 气候梯度背景下的脆弱性空间梯度与典型响应模式

本研究表明，中国玉米产区对旱转涝（DTF）序贯胁迫的光合响应并非表现为彼此独立的分区差异，而更接近沿宏观气候梯度呈连续变化的空间梯度特征。这一空间梯度的识别，为理解不同区域响应差异提供了经验层面的补充：系统响应可被视作在多维驱动因子梯度调控下形成的连续变化序列，而非仅由离散类别所刻画。该梯度特征与从北到南、从干旱到湿润的宏观气候梯度有关（Ren et al. 2023），同时也与 DTF 事件发生时涝阶段所处的区域水热窗口差异相关，即涝阶段辐射—温度条件与水分环境的组合不同（Xie et al. 2025）。在这一气候背景下，涝阶段对作物过程的作用可能出现明显差异：它可能通过补充水分而缓解早期遗留影响，也可能因低温寡照或渍涝胁迫而引入新的限制（Durand et al. 2021）。上述差异为解释“相似暴露为何对应不同响应路径”提供了一种可用于对比讨论的宏观解释视角。

理解这一空间梯度可从其两端的典型区域入手进行对比讨论。在梯度的高脆弱端，即干旱—半干旱的北方地区（以 B 区为代表），较高的大气干旱度与较低的土壤持水能

力使作物更容易遭受显著干旱胁迫，从而放大早期遗留效应（Kukal et al. 2023; Naorem et al. 2023; Su et al. 2025）。在此背景下，快速再湿润在排水能力受限时更可能转化为短时渍涝与根系缺氧胁迫（Datta and Jong 2002; Houk et al. 2006; Singh 2018），从而使涝阶段难以稳定地发挥恢复窗口功能。这有助于理解为何 B 区在较高 DTF 暴露下更容易出现“高综合抑制且抗性下降”的高风险组合特征（本文将其概括为“复合胁迫陷阱型”路径）。同时，归因分析中涝期气象因子在该类区域的重要性排序靠前，提示在此类区域仅强化抗旱导向的管理可能在涝阶段引入新的权衡，需要兼顾排水与再湿润过程。

在梯度的另一端，西南湿润区（I 区）受温暖湿润气候与复杂地形调节影响，涝阶段与显著能量限制或低温窗口重合的概率相对较低。因此，涝期水分更可能支持生理恢复（Zhang et al. 2019; Zhu et al. 2020），在指标上表现为相对较高的抗性（CR 负值较小），且涝期温度与持续时间对 RD/相关响应的贡献更可能呈正向。在该区域，较长的湿润期更接近“持续补给窗口”而非胁迫触发器，本文据此将其概括为“缓冲恢复型”路径的典型特征。

介于两端之间，诸如 C 区和 D 区等高脆弱区域代表了另一类关键情景：较强的干旱遗留效应与涝阶段水热限制（如冷湿寡照）在事件尺度上同时出现，导致恢复过程受阻。这一结果提示，在解释抗性与净效应空间差异时，事件尺度的阶段性气象条件（由气候背景调控）可能具有较高解释力，并可能超过部分静态背景因子在本研究尺度下的贡献。B 区与 I 区的差异可概括为：在序贯胁迫中，涝阶段更可能主要表现为新增限制项，还是更可能主要表现为对早期限制的缓解项；两种不同的过程结局共同定义了该空间梯度的对比端点。

5.4.2 涝阶段净效应的条件依赖及其理论启示

RD 指标剥离了涝阶段的净贡献，其空间结构揭示了再湿润何时促进恢复、何时无法转化为碳吸收增益。在大多数分区，RD 以正值为主，表明再湿润在统计意义上通常对应净补偿效应，这与脉冲驱动的恢复动态过程相一致（Chen et al. 2009; Feldman et al. 2021; Goodwell et al. 2018; Huxman et al. 2004）。这一发现提示：在区域尺度上，旱涝序贯胁迫的综合影响并非两个阶段影响的简单线性相加，而可能存在阶段间相互作用或非线性叠加效应，且其主导方向在多数区域表现为净补偿。需要强调的是，RD 多为正并不等同于系统脆弱性较低；相反，结果表明涝阶段虽常呈净缓解，但其幅度往往不足以完全抵消早期遗留效应对综合响应（CR）的主导抑制。

一个值得关注的例外是 A 区 RD 的双峰分布，这提示涝阶段净效应在“促进恢复”与“加剧胁迫”之间可能发生方向转换，其具体表现依赖于事件发生时的同步气象条件。在 A 区，SHAP 归因分析将涝期太阳辐射与温度识别为 RD 的主导控制因子；其依赖关系曲线显示，在低辐射与低温条件下，RD 更可能呈中性乃至负向贡献。据此可以提

出一种过程性解释假设：当涝事件发生在生长季后期典型的冷湿寡照窗口时，恢复过程可能同时受到能量不足与低温限制，从而使再湿润的潜在益处被显著削弱，甚至出现由正转负的净效应（Bhattacharya 2022; Li et al. 2024; Mu et al. 2010）。因此，RD 的双峰性反映的不仅是“是否发生涝阶段”，还与涝事件与“有利/不利”的辐射—温度状态组合在历史上出现的相对概率有关。基于 RD 的这种条件依赖特征，可将宏观空间差异与可能的过程约束联系起来，并据此形成差异化的适应讨论方向：在“复合胁迫陷阱型”区域重点降低渍涝物理胁迫及其持续时间；在“条件响应型”区域重点降低涝阶段落入能量受限窗口的概率或缓解其影响；在“缓冲恢复型”区域则侧重维持并增强其固有缓冲过程。

因此，适应措施的优先级应结合各区域主导响应路径进行差异化配置。对于“复合胁迫陷阱型”区域（以 B 区为典型），管理重点可表述为：降低快速再湿润引发渍涝与根系缺氧的风险，使再湿润更可能表现为对早期限制的缓解而非新增胁迫。这提示管理策略需从单一抗旱导向转向兼顾排水、灌溉与田间蓄水状态的综合水分管理。在措施层面，可将节水灌溉技术（如喷灌、滴灌）与地下排水设施或利于径流排出的田间工程相结合，以降低水分过量与根系缺氧同时出现的概率（Chanson 2024; Lazović et al. 2024）。此外，在该类区域利用气象预报信息，在预判旱涝转换前调整田间蓄水状态与土壤条件，可能有助于降低暴露与影响叠加的风险（Shi et al. 2026）。

对于“条件响应型”区域（以 A 区为典型），更直接的管理着力点并非单纯增加供水，而是降低涝阶段遭遇能量与温度约束的不利组合概率，或缓解其影响。适应策略可聚焦于微气候改良与物候期调整：例如通过地膜覆盖等措施改善根区热状况；并通过品种选择或播期调整，使作物对水分敏感的生长阶段（尤其后期）尽可能避开低辐射与低温高发窗口（Ding et al. 2016; Mari et al. 2024; Nouri et al. 2017; Zhao et al. 2015; Zhou et al. 2020）。

对于“缓冲恢复型”区域（以 I 区为典型），管理重点更适合定位为维护与增强既有缓冲过程，而非进行系统性重构。可优先采取基于生态系统的措施以稳定田间微气候与水文过程（如保留或修复景观缓冲带），并与精准农业管理（如基于实时监测的变量灌溉与施肥）结合（Aishwarya et al. 2025; Anderson-Teixeira et al. 2012; Li et al. 2022; Lloret et al. 2021; Swift et al. 2004）。该策略旨在有利恢复窗口存在的条件下，通过较低干预成本提高补偿性生长的实现程度，从而提升系统韧性。

5.4.3 研究局限与未来展望

尽管本研究形成了可解释的区域分析路径，但在解释与推广时仍需注意以下局限。

（1）空间分辨率与子网格异质性的影响。本研究基于 1 km 尺度数据开展全国玉米产区分析，该尺度适合揭示大陆尺度格局，但不可避免地平滑了田间管理、水文微地形、

土壤局地差异等子网格过程。这可能导致两类偏差：其一，局地渍涝点、排水不良斑块或极端减产斑块在像元平均中被“稀释”，从而使 CR/RD 的极端值被低估；其二，事件频次在像元尺度上表现为低频特征也可能部分与尺度平均有关。未来需要将区域格局与更高分辨率的遥感/近地观测数据对接，以检验关键过程约束在田块尺度上的表现。

(2) 干旱负效应事件的定义侧重急性光合抑制。本研究以干旱阶段总初级生产力显著下降作为关键致灾事件的判据，能够捕捉急性光合抑制与胁迫冲击，但对缓慢累积的损伤过程（如根系功能衰退、碳分配重塑、结构性损失）可能不够敏感。因而，干旱负效应事件的筛选可能低估了“慢性损伤—后期产量损失”的贡献路径。未来可将产量、叶面积指数、蒸散、冠层温度或碳分配代理指标纳入，以形成更完整的“光合—生长—产量”链条表征。(3) 归因分析揭示相关性而非严格因果。随机森林+SHAP 能够稳健识别解释性变量的重要性与非线性关系，但本质上仍是统计学习框架。本研究中识别的阈值、平台与非单调变化关系为过程解释提供线索，但仍需结合过程模型或控制实验进一步验证。例如，早期辐射与温度如何通过气孔/非气孔限制影响 GPP 下降，涝阶段持续时间为何在某些区域对应正向贡献平台，SOI 背景信号通过何种链路调制区域气象并进一步影响作物恢复等，都需要更直接的生理与水文证据支撑。

基于上述局限，未来研究可沿三个方向拓展本章分析路径：

(1) 过程验证与尺度转换。结合田间试验、通量观测、近地遥感与更高分辨率水文—管理数据，验证“陷阱型/条件型/恢复型”机制链条，并识别田间管理如何在更细尺度上调控大尺度格局。

(2) 为机理模型改进提供依据。本研究关于涝阶段净效应的条件性、以及综合影响的非可加性，提示现有作物模型在“胁迫恢复、序贯伤害与阈值响应”方面仍可能存在参数化不足。将本研究的经验关系用于模型参数约束与过程模块改进，有望提升对复合极端事件风险的模拟能力。

(3) 检验框架的可迁移性与普适性。将 CR/RD 的诊断框架推广至其他作物与其他复合事件类型（如热旱、冷涝等），检验脆弱性类型学是否具有跨作物、跨区域的普适性，并探索不同作物在序贯胁迫下韧性机制的共性与差异。

5.5 本章小结

本章围绕 2000-2019 年中国玉米产区旱转涝急转事件及其对光合作用的影响，构建并应用了“暴露—影响—驱动”的分析框架。通过事件识别、干旱负效应事件筛选、作物响应量化以及基于随机森林和 SHAP 的归因分析，主要得到以下结论：

(1) 旱转涝急转事件的暴露具有明显空间分异，且事件加剧主要集中在少数区域。玉米产区 DTF 事件总体以低频发生为主，但频次、平均强度和持续时间的空间高值区

并不一致。其中，北方干旱半干旱区（B区）单位面积发生频率最高（1.2），云贵高原（I区）平均强度最高（5.4），东北平原（A区）平均持续时间最长（67）。趋势分析表明，频次、强度和持续时间同步显著增加主要集中在四川盆地（G区）和云贵高原（I区），说明DTF暴露的加剧并非全国普遍现象，而具有明显的区域集中性。

（2）灾害暴露与作物实际影响并不简单对应，干旱负效应事件及其光合响应存在显著分区差异。干旱负效应事件在像元尺度上仍以低频发生为主，但在分区尺度上差异明显，其中B区和A区数量最高，且A区虽非暴露最高区，其干旱负效应事件数量仍与B区接近（5033 vs. 5150），表明事件暴露与实际作物受损并非线性对应。所有分区的CR均为负值，说明“干旱—洪涝”连续胁迫下玉米光合作用总体受到抑制，其中黄淮海平原（C区）和黄土高原（D区）抑制更强。相比之下，RD在多数分区以正值为主，而A区表现为正负并存，说明后续洪涝阶段对前期干旱的净效应具有明显的区域差异。趋势上，全国尺度干旱负效应事件频率显著上升（62.13），且A区（10.36）、G区（7.98）和I区（9.64）增幅显著；CR与RD的变化方向则在不同区域并不一致，说明“事件增多”并不必然对应“作物响应同步加剧”。

（3）作物响应的空间异质性主要受阶段过程气象因子和背景气候信号控制，并表现出明显的非线性特征。对CR和RD的归因结果表明，旱、涝阶段的辐射、温度、降水、历时和强度等过程型气象因子在多数分区均位于重要性前列，而雨养/灌溉分类及多数静态土壤—地形变量整体贡献较低。进一步的SHAP分析显示，这些关键因子与作物响应之间普遍存在阈值、平台、峰值或振荡等非线性关系；SOI等背景气候信号在部分区域也具有重要作用，且通常表现为非单调变化。这说明，在本研究的尺度和变量体系下，玉米对旱转涝急转的脆弱性主要由事件过程本身及其所处的背景气候条件共同塑造。

（4）基于空间格局和驱动机制，可以将玉米对旱转涝序贯胁迫的区域响应概括为不同类型的脆弱性路径。综合CR、RD的空间分异及其主导因子，本章将玉米产区对旱转涝序贯胁迫的响应概括为三类典型路径：一类表现为连续胁迫下抑制强、恢复弱的“复合胁迫陷阱型”；一类表现为响应方向受阶段过程和背景条件共同制约的“条件响应型”；另一类则表现为后续洪涝阶段具有一定缓解作用的“缓冲恢复型”。这一归纳为区域化适应策略提供了依据：高风险区域应重点加强排灌协同和动态水分管理，条件敏感区域应围绕温度—辐射约束优化物候和微气候适应，而恢复潜力较高区域则应侧重维持和增强系统内部的缓冲能力。总体而言，本章所建立的分析路径为区域气候风险识别和差异化适应规划提供了可扩展的解释框架。

第六章 旱转涝急转事件对小麦光合作用的复合影响

6.1 概述

本章基于第五章的分析框架和研究方法,进一步系统评估了中国主要农区小麦对旱转涝急转的脆弱性。研究首先基于根区土壤水分定义了满足状态交替与突变性的旱转涝急转事件(DTF),实现了与作物水分可利用性直接关联的灾害识别。其次,引入遥感总初级生产力(GPP)作为冠层光合功能的代理指标,并构建了两个互补的响应指标:复合抵抗力(CR,量化全事件的综合胁迫抑制)与抵抗力差异(RD,分离涝阶段的净效应,以诊断涝阶段是缓解还是加剧了旱灾遗留影响)。最后,采用基于SHAP解释的随机森林模型,系统揭示了CR与RD空间异质性的事件特征、分阶段气象条件、大尺度气候背景、物候及环境因子的驱动机制。

6.2 结果与分析

6.2.1 旱转涝急转事件的识别:小麦产区事件时空格局与变化趋势

基于土壤湿度序列识别的2000-2019年小麦产区旱转涝急转(DTF)事件,在全国尺度上表现出明显的空间非均匀性(图6-1a)。从像元尺度的累积发生次数看,研究期内DTF事件总体以低频发生为主,多数像元的发生次数集中在1次和2-4次等级;相比之下,5-8次和9-14次等较高频等级仅在少数区域零散出现,占比有限。这说明,小麦产区DTF事件的总体格局表现为“低频背景下叠加局地高值斑块”,而非全国范围内均匀分布的高频事件。

为进一步比较不同农业分区的暴露差异,本文统计了单位面积发生频率、平均强度和平均持续时间三个指标(图6-1a1-a3)。结果表明,这三项指标在不同区域之间存在明显差异,且高值区并不一致,说明小麦产区DTF暴露具有明显的多维分异特征。

在单位面积发生频率方面(图6-1a1),各分区取值范围为0.17-0.71。北方干旱半干旱区(B区)最高,为0.71,云贵高原(I区)次之,为0.62,说明这两个区域单位面积内DTF事件发生更为频繁;黄淮海平原(C区)为0.47,处于中等水平;黄土高原(D区)为0.28;四川盆地(G区)和长江中下游(F区)分别仅为0.20和0.17,处于低值水平。总体上,小麦产区DTF事件的高频暴露主要集中在B区和I区。

在平均强度方面(图6-1a2),各分区取值介于2.4-4.9。四川盆地(G区)最高,为4.9,黄土高原(D区)次之,为4.7,表明这两个区域一旦发生DTF事件,其干湿状态转换更为剧烈;北方干旱半干旱区(B区)为3.8,黄淮海平原(C区)为2.9,云贵高原(I区)为2.7,长江中下游(F区)最低,仅为2.4。可见,小麦DTF事件

的高强度区主要集中在 G 区和 D 区，并不与高频区完全重合。

在平均持续时间方面（图 6-1a3），各分区取值范围为 37-62。黄土高原（D 区）最长，为 62，四川盆地（G 区）次之，为 59，说明这两个区域的 DTF 事件更容易持续较长时间；北方干旱半干旱区（B 区）为 48，黄淮海平原（C 区）为 45，长江中下游（F 区）为 43，云贵高原（I 区）最短，仅为 37。说明 I 区虽然 DTF 事件发生较多，但单次事件持续时间相对较短。

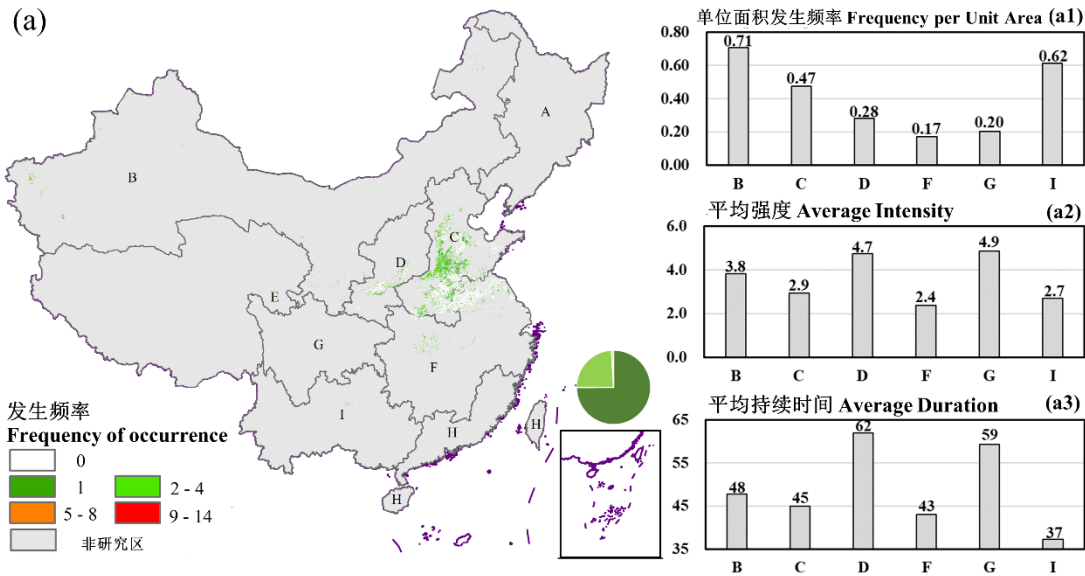


图 6-1 2000-2019 年间中国小麦种植区基于土壤水分定义的 DTF 事件时空分布特征。(a) DTF 事件发生频率的空间分布，以及 (a1-a3) 各农业区单位面积平均频率、平均强度和平均持续时间的区域统计结果。农业区代号分别为：B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。

Figure 6-1 Spatiotemporal patterns of soil-moisture-defined DTF events in wheat regions of China during the period 2000-2019. Spatial distribution of DTF event frequency (a) and regional statistics of frequency per unit area, mean intensity, and mean duration across agricultural zones (a1-a3). Region labels are: B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

综合三个指标可以看出，小麦产区 DTF 事件在区域尺度上具有明显的分型特征。B 区主要表现为高频发生型，即事件发生最频繁，但强度和持续时间并非最高；G 区表现为高强度—长持续型，虽然单位面积发生频率较低（0.20），但平均强度最高（4.9），持续时间也较长（59）；D 区则表现为长持续—高强度型，平均持续时间最长（62），强度也处于高值（4.7）；I 区属于高频但短历时型，单位面积发生频率较高（0.62），但平均强度（2.7）和持续时间（37）均偏低；相比之下，F 区在频率（0.17）、强度（2.4）和持续时间（43）上均处于较低水平，整体暴露较弱。因此，仅依靠频率、强度或持续时间中的单一指标，都难以全面刻画小麦产区 DTF 灾害暴露的区域差异，需要结合多

维指标进行综合识别。

在时序变化方面，采用 Sen 斜率估计值对 2000-2019 年各农业分区 DTF 事件的频率、平均强度和持续时间趋势进行估计（表 6-1）。结果表明，研究期内达到统计显著水平的变化较少，仅北方干旱半干旱区（B 区）的事件频率呈显著增加趋势（18.27），其余分区在强度、持续时间及频率上的变化均未达到统计显著水平。

综合来看，小麦产区 DTF 事件在像元尺度上整体仍以低频发生为主，但在区域尺度上，频率、强度和持续时间表现出清晰且不重合的空间分异：B 区和云贵高原（I 区）频率较高，四川盆地（G 区）和黄土高原（D 区）强度较高且持续时间更长。趋势分析进一步表明，研究期内小麦产区 DTF 事件并未出现全国范围内一致加剧的趋势，显著变化主要体现在 B 区事件频率的上升，说明其时序演变更突出地表现为区域差异化，而非普遍同步增强。

表 6-1 小麦 DTF 事件发生频率、强度与持续时间的区域趋势 Sen 斜率估计值。

Table 6-1 Sen's slope estimates of regional trends in wheat DTF event frequency, intensity, and duration.

区域 Zone	Sen's 斜率 Sen's slope		
	频率 Frequency	强度 Intensity	持续时间 Duration
全国 China	-1.09	0.02	3.16
B	18.27*	0.05	1.36
C	-23.99	0.01	5.63
D	1.82	0.07	1.62
F	-3.09	-0.01	9.90
G	-0.12	0.07	3.34
I	-1.17	0.04	1.73

注：统计显著性水平： $p < 0.05$ (*)； $p < 0.01$ (**)； $p < 0.001$ (***)。农业区代号分别为：B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。Note: Statistical significance: $p < 0.05$ (*); $p < 0.01$ (**); $p < 0.001$ (***). Region labels are: B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

6.2.2 干旱负效应事件、CR 与 RD 的空间格局及趋势

小麦产区 DTF 事件的发生并不必然对应显著的作物光合作用响应。为从“灾害暴露”进一步转向“实际作物后果”的量化评估，本研究在已识别的 DTF 事件基础上筛选“干旱负效应事件”，即在前期干旱阶段已伴随 GPP 显著下降的旱转涝事件，并采用复合抵抗力（CR）和抵抗力差异（RD）两个指标表征作物对连续干旱—洪涝胁迫的响应特征（图 6-2b1 - b3）。

从分区统计看，干旱负效应事件数量在区域间差异极为显著（图 6-2b1）。其中，北方干旱半干旱区（B 区）数量最高，为 16,379，远高于其他分区；黄土高原（D 区）

和四川盆地（G 区）分别为 2,821 和 2,682，处于第二梯队；黄淮海平原（C 区）为 1,132；而云贵高原（I 区）和长江中下游（F 区）分别仅为 205 和 56，处于极低水平。这表明，小麦产区干旱负效应事件高度集中于 B 区，而其他区域虽然同样存在 DTF 暴露，但转化为实际光合受损事件的规模明显更小。

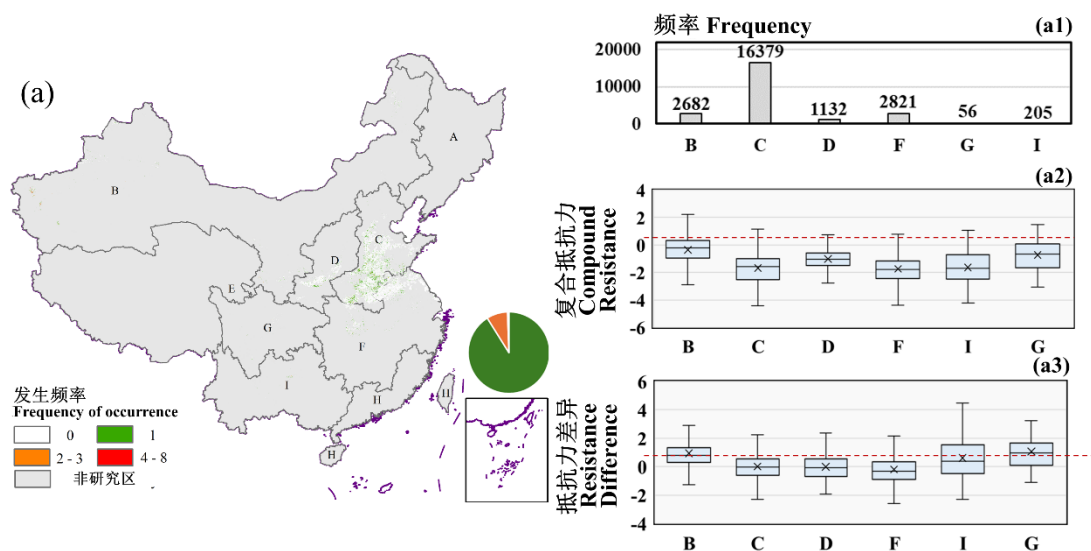


图 6-2 小麦种植区干旱负效应事件的空间分布及其相关光合响应指标（2000-2019 年）。（a）作物影响性事件的空间分布，以及（a1-a3）各农业区内事件频率、CR 和 RD 的区域分布。农业区代号分别为：B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。

Figure 6-2 Spatial distribution of crop-impactive DTF events in wheat regions and associated photosynthetic response metrics (2000-2019). Spatial distribution of crop-impactive events (a) and regional distributions of event frequency, CR, and RD across agricultural zones (a1-a3). Region labels are: B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

CR 的分区分布显示（图 6-2b2），所有分区的 CR 均为负值，说明在连续干旱—洪涝胁迫下，小麦 GPP 整体表现为一致性的抑制响应。不同区域之间，CR 的中心位置和离散程度存在明显差异，其中 B 区和 G 区的 CR 整体更偏向较低值区间，表明这两个区域在干旱负效应事件下光合作用受抑更强；其他分区虽然同样为负，但分布相对更接近 0，说明其总体抑制程度相对较弱。由此可见，即便在“干旱负效应事件”这一更严格的筛选条件下，小麦光合作用的受抑程度仍存在显著的区域差异。

与 CR 在所有区域普遍为负的共同特征不同，RD 表现出更为明显的空间分化（图 6-2b3）。总体上，B 区和 D 区的 RD 以正值为主，说明在这些区域，后续洪涝阶段相对于单一干旱更倾向于产生净缓解作用；相反，C 区和 F 区的 RD 以负值为主，说明洪涝阶段更可能进一步加剧光合抑制。G 区和 I 区则未表现出稳定一致的单一方向，其

RD 分布更体现出区域内部的异质性,提示洪涝阶段净效应在不同区域不仅方向不同,且幅度也具有明显差异。

小麦产区 DTF 事件的发生并不必然对应显著的作物光合作用响应。为从“灾害暴露”进一步过渡到“实际作物后果”,本研究在已识别的 DTF 事件基础上筛选“干旱负效应事件”(即伴随干旱阶段 GPP 显著下降的 DTF 事件),并采用 CR 与 RD 两项指标量化作物对连续干旱—洪水胁迫的响应结果(图 6-2 b1-b3)。

总体上,B 区与 D 区的 RD 以正值为主,意味着在这些区域,洪水阶段相对于单一干旱响应表现出净缓解效应;相对地,C 区与 F 区的 RD 以负值为主,表明洪水阶段的净效应更倾向于加剧光合抑制。G 区与 I 区的 RD 分布则表现为不同于上述两类的区域特征,提示洪水阶段净效应在方向与幅度上具有显著的区域依赖性。

趋势分析进一步将“干旱负效应事件本身的变化”与“作物响应指标的变化”区分开来(表 6-2)。在事件频率方面,仅 B 区呈显著增加趋势(8.15*)。在 CR 趋势方面,B 区(0.00021*)、D 区(0.00057*)和 I 区(0.00752*)显著上升,表明这些区域的总体抗性随时间增强;相对地,C 区(-0.00008)和 F 区(-0.00025**)显著下降,说明其总体抗性趋于减弱。在 RD 趋势方面,B 区(0.00021***)、D 区(0.00150***)和 I 区(0.01018***)显著上升,而 C 区(-0.00003***)和 F 区(-0.00008***)**显著下降。总体来看,CR 和 RD 的时序变化在区域间呈现出明显对立:部分区域表现为抗性增强、后续洪涝净缓解作用上升,而另一些区域则表现为抗性减弱、洪涝净加剧作用增强。

将 DTF 暴露特征与干旱负效应事件及响应指标进行对照可以发现,小麦产区同样存在明显的“暴露—影响”非线性关系。B 区不仅单位面积 DTF 发生频率最高(0.71),同时也对应最多的干旱负效应事件(16,379),表现为暴露和影响的同步高值;但 I 区虽然单位面积 DTF 发生频率同样较高(0.62),其干旱负效应事件数量却仅为 205,显著低于 C、D 和 G 区。说明较高的 DTF 暴露并不必然转化为大量显著的作物光合损伤,区域背景条件及事件阶段过程特征在其中起到了重要调制作用。

总体而言,小麦干旱负效应事件在空间上高度集中于北方干旱半干旱区(B 区);所有分区的 CR 均表明,在连续干旱—洪涝胁迫下小麦光合作用整体受到抑制,其中 B 区和 G 区的抑制程度更强。相比之下,RD 表现出更清晰的区域分化:在 B 区和 D 区,后续洪涝阶段整体上更倾向于缓解前期干旱造成的光合抑制;而在 C 区和 F 区,洪涝阶段则更可能进一步加剧这种抑制。趋势分析进一步表明,小麦产区后续洪涝阶段的净效应及其时间演变并不存在统一方向,而是具有显著的区域依赖性和分区特异性。

表 6-2 小麦作物干旱负效应事件发生频率、CR 与 RD 的区域趋势 Sen 斜率估计值。

Table 6-2 Sen's slope estimates of regional trends in wheat crop-impactful event frequency, CR, and RD.

区域 Zone	频率 Frequency	Sen's 斜率 Sen's slope	抵抗力差异 RD
		复合抵抗力 CR	
全国 China	-12.97	0.02455	0.02888
B	8.15*	0.00021***	0.00021***
C	-7.75	-0.00008***	-0.00003***
D	0.37	0.00057***	0.00150***
F	-0.50	-0.00025***	-0.00008***
G	0.00	-0.01310	0.00765
I	-0.17	0.00752***	0.01018***

注：统计显著性水平： $p < 0.05$ (*)； $p < 0.01$ (**)； $p < 0.001$ (***)。农业区代号分别为：B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原；G：四川盆地；I：云贵高原。Note: Statistical significance: $p < 0.05$ (*); $p < 0.01$ (**); $p < 0.001$ (***). Region labels are: B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain; G, Sichuan Basin; and I, Yunnan-Guizhou Plateau.

6.2.3 小麦复合抵抗力（CR）空间分异的驱动因素

为解释小麦在旱转涝急转（DTF）连续胁迫下“何处抑制更强”及其形成机制，本研究在分区尺度构建以复合抵抗力（CR）为目标变量的随机森林模型，并结合 SHAP 方法开展可解释归因分析。为保证归因结果的稳健性，仅纳入研究期内“干旱负效应事件”样本量不少于 300 的分区进行建模，因此本节分析覆盖北方干旱半干旱区（B 区）、黄淮海平原（C 区）、黄土高原（D 区）和长江中下游（F 区）。各分区模型在测试集上的决定系数 R^2 介于 0.56-0.87，表明模型具有较好的解释能力和泛化稳定性，可为后续 SHAP 归因分析提供可靠基础。

图 6-3 展示了各分区预测变量的平均绝对 SHAP 值排序。总体来看，尽管四个分区的首要驱动因子并不相同，但排序结果呈现出一致规律：与事件过程直接相关的气象和能量条件，如旱、涝阶段的温度、辐射、降水和历时等，在各区普遍位于前列；相比之下，雨养/灌溉分类及多数静态环境变量（如土壤质地、坡度等）整体位于后段。这说明，在本研究的尺度和变量体系下，小麦 CR 的空间异质性主要受事件过程条件控制，而非管理分类或静态环境背景单独主导。

从分区差异看，小麦 CR 的主导因子可概括为几种不同的控制结构。B 区以涝期太阳辐射为首要因子，并叠加旱、涝阶段温度以及生产力背景的影响，说明该区 CR 更突出地受涝阶段能量条件和热量条件共同调制。C 区则以早期温度最为重要，同时 SOI 背景信号和涝期降水也位于前列，表明该区 CR 对早期热量条件和背景气候信号更为敏感。D 区的首要因子为早期持续时间，其后为涝期水热条件和 GPP 背景，体现出“旱

期历时—涝期水热过程—生产力背景”共同控制的特征。F 区则以旱、涝阶段温度为主，随后叠加早期历时和涝期辐射，说明该区 CR 对连续胁迫过程中的温度条件最为敏感。总体而言，四个分区虽然首要因子不同，但共同指向一个稳定结论：小麦 CR 的空间差异主要由事件发生过程中的水热与能量条件塑造，并在部分区域受到 SOI 和 GPP 背景的进一步调制。综上，图 6-3 共同指向一个稳健结论：在 B、C、D、F 四区，小麦 CR 的空间异质性主要受事件过程中的水热与能量条件以及一定程度的背景信号（SOI、GPP mean）调制；而管理分类与多数静态变量在该尺度下对解释 CR 空间差异的贡献相对有限。

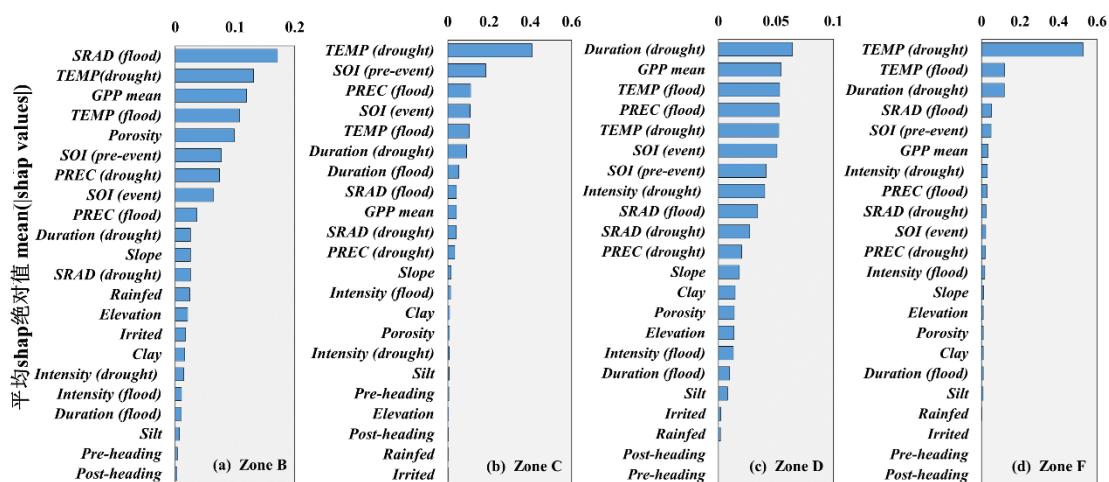


图 6-3 基于 SHAP 方法的各农业区小麦 CR 预测因子相对重要性排序。预测因子按其平均绝对 SHAP 值降序排列。农业区代号分别为：B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原。

Figure 6-3 SHAP-based relative importance of predictors for wheat CR across agricultural zones. Predictors are ranked by mean absolute SHAP values. Region labels are: B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain.

图 6-4 进一步展示了主要驱动因子与 CR 之间的 SHAP 依赖关系。这里，SHAP 值为正表示该因子取值对应更高 CR，即光合作用抑制较弱；SHAP 值为负则表示对应更低 CR，即抑制较强。总体上，这些依赖关系普遍表现出明显的非线性特征，包括阈值、平台和振荡型响应，并且在不同分区之间存在清晰差异。

从变量类型看，旱阶段历时和温度是影响 CR 的关键前置因子。Duration_{drought} 在四个分区中整体表现为“历时增加后贡献转正并逐渐趋于平台”的共同趋势，但幅度存在差异：C 区和 F 区的正贡献上升更为明显，D 区在中等历时后趋于稳定，B 区则上升较缓。这说明早期历时对 CR 的边际影响具有阈值和饱和特征。TEMP_{drought} 则表现出更明显的区域差异：在 C 区和 F 区，随着温度升高，SHAP 值在接近 300 K 附近由正转负，说明较高的早期温度更容易对应更低 CR，即更强抑制；而 B 区和 D 区的

波动相对较小，整体更接近零附近，表明其敏感性相对较弱。

涝阶段的水热和辐射条件同样对小麦 CR 具有重要影响。 $PREC_{flood}$ 在低值端普遍表现为负贡献，随后随降水增加快速回升并趋近于零或弱正贡献，其中 C 区在高降水区间出现更明显的正贡献抬升，说明涝期降水在该区更可能缓解总体抑制。 $SRAD_{flood}$ 呈现显著的区域差异：B 区在中等辐射区间可出现明显正贡献峰值，而 F 区在高辐射端则出现更强的负贡献下探，C 区和 D 区的波动相对较小但仍表现为非线性。 $TEMP_{flood}$ 也具有明显区域差异：B 区在低温端为负贡献，升温后逐渐接近零或弱正；C 区和 F 区在高温端趋于负贡献，其中 F 区的负向幅度更大；D 区则整体以弱正贡献为主。这说明涝阶段的温度、降水和辐射并非以单一方向调制 CR，而是在不同区域表现出不同的阈值和方向转换。

背景生产力和气候背景信号则更多体现为非线性调制作用。 GPP_{mean} 在 B 区表现出最明显的负向平台关系，即随着多年平均生产力增加，其边际贡献迅速转为持续负值并维持在较低水平，说明高生产力背景在该区更容易对应较强抑制。 $SOI_{pre-event}$ 和 SOI_{event} 普遍表现为振荡型、非单调关系，并具有明显分区差异：其中 C 区在高值端表现出更显著的正贡献抬升，D 区在 SOI_{event} 高值端也出现正贡献增强，而 B 区和 F 区整体波动较弱，更多围绕零附近变化。这表明 SOI 对小麦 CR 的调制具有明显的区域依赖性，且在 C 区尤为突出。

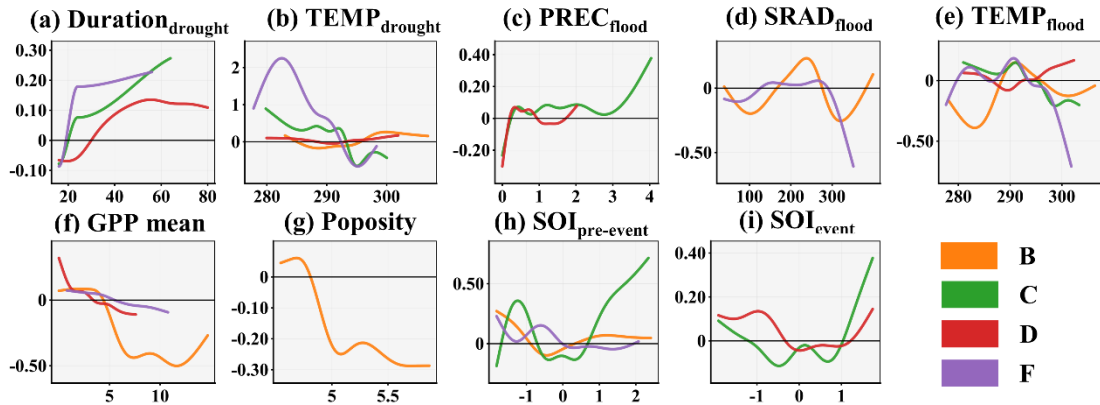


图 6-4 各农业区小麦 CR 与六个关键驱动因子之间的 SHAP 依赖关系。X 轴：驱动因子数值；Y 轴：SHAP 值；曲线表示拟合关系。农业区代号分别为：B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原。

Figure 6-4 SHAP dependency relationships between the top six drivers and wheat CR across agricultural zones. X-axis: driver value; Y-axis: SHAP value; curves indicate fitted relationships. Region labels are: B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain.

综合来看，在样本量满足建模要求的 B、C、D、F 四个分区，小麦 CR 的空间异质性并非由单一线性因子决定，而是由旱阶段过程（历时、温度）与涝阶段过程（水热

和辐射条件)共同作用,并叠加 GPP 背景和 SOI 信号的非线性调制所形成。SHAP 依赖关系揭示出的阈值、平台和振荡型响应,说明关键驱动因子对 CR 的影响具有明显的非线性和区域特异性,这在很大程度上解释了不同分区小麦对 DTF 连续胁迫响应强度的差异。相比之下,管理类型和多数静态环境变量在本研究尺度下的解释贡献较小,表明区域尺度的小麦 CR 差异更直接地受事件过程条件控制。

6.2.4 小麦抵抗力差异空间分异的驱动因素

抵抗力差异 (RD) 表征的是作物在复合胁迫 (DTF) 下的响应相对于单一干旱响应的净差异,因此相较于复合抵抗力 (CR),RD 在机理上更敏感于“前期干旱”和“后续洪涝”哪一阶段对最终净效应占主导。为识别 RD 空间异质性的控制因子,本研究在分区尺度构建随机森林模型,并结合 SHAP 方法开展可解释归因分析。各分区模型在测试集上的决定系数 R^2 介于 0.43-0.83,说明模型能够较好刻画 RD 的空间差异,可为后续驱动机制分析提供可靠基础。

图 6-5 展示了各分区预测因子的平均绝对 SHAP 值排序。总体来看,RD 的驱动结构较 CR 表现出更强的区域差异和阶段偏好。不同分区的前列变量明显分属于旱阶段过程、涝阶段过程和背景信号三类,而雨养/灌溉分类及多数静态环境变量(如土壤质地、坡度等)在各区整体位于后段。这说明,在本研究尺度和变量体系下,小麦 RD 的空间分异主要由事件过程条件及背景气候信号直接塑造,而非由管理分类或静态环境属性主导。

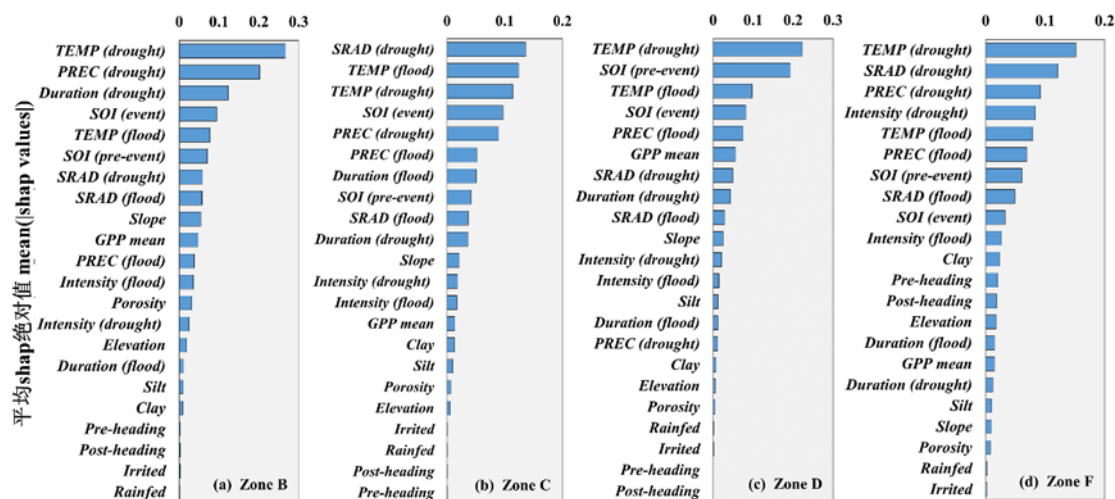


图 6-5 基于 SHAP 方法的各农业区小麦 RD 预测因子相对重要性排序。预测因子按其平均绝对 SHAP 值降序排列。农业区代号分别为: B: 北方干旱半干旱区; C: 黄淮海平原; D: 黄土高原; F: 长江中下游平原。

Figure 6-5 SHAP-based relative importance of predictors for wheat RD across agricultural zones. Predictors are ranked by mean absolute SHAP values. Region labels are: B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain.

从分区特征看，四个区域可以归纳为不同的控制结构。北方干旱半干旱区（B区）以早期温度、降水和持续时间为核心，说明该区 RD 首先受前期干旱的热量—水分条件及早期历时控制，同时叠加 SOI 背景和涝期温度的影响。黄淮海平原（C区）更突出早期辐射以及旱、涝阶段温度的共同作用，同时 SOI 信号和早期降水也位于前列，表明该区 RD 对能量条件和温度条件都较为敏感。黄土高原（D区）则表现出 SOI 背景信号与温度条件的共同主导，并叠加涝期降水和多年平均 GPP 的影响，说明其 RD 更受背景气候态和热量条件控制。长江中下游（F区）则以早期温度为首要因子，并进一步叠加早期辐射、降水和早期强度，表现出更明显的旱阶段主导特征。总体而言，小麦 RD 的关键驱动因子在区域之间并不统一，这正反映了其对“哪一阶段主导净效应”的高度敏感性。

图 6-6 进一步展示了主要驱动因子与 RD 之间的 SHAP 依赖关系。这里，SHAP 值为正表示该因子取值对应更高 RD，即复合胁迫相对于单一干旱更倾向于表现为缓解效应；SHAP 值为负则表示对应更低 RD，即后续洪涝更可能加重前期干旱影响。总体上，这些依赖关系普遍表现出明显的非线性特征，常见形式包括符号转换、阈值效应和平台（饱和）效应，并且不同分区之间存在清晰差异。

从变量类型看，旱阶段过程因子对 RD 的影响最为突出。 $Duration_{drought}$ 在 B 区表现为随历时增加迅速转为明显负贡献，并在较长历时段进入稳定平台，说明较长的前期干旱更容易使 RD 降低，即后续洪涝更难缓解前期损伤；相比之下，C、D、F 区的曲线整体更偏向正向上升或由负转正后上升，说明早期历时对 RD 的边际作用存在显著区域分化。 $Intensity_{drought}$ 在 F 区表现出最明显的阈值和平台特征，即低强度时贡献为正，超过一定阈值后迅速转为负值并趋于稳定，说明该区对早期强度尤其敏感。 $PREC_{drought}$ 在 B 区的非线性最强：低降水端表现为明显正贡献，随后迅速转为负值并保持负贡献，说明该区对早期极端缺水与一般缺水状态的区分尤为敏感。 $SRAD_{drought}$ 和 $TEMP_{drought}$ 同样呈现出明显的区际差异：C 区和 F 区对早期辐射和温度的转折更显著，而 D 区和 B 区的变化相对平缓，表明旱阶段能量和热量条件对 RD 的作用具有强烈的区域特异性。

涝阶段水热条件则更多体现了后续洪涝对净效应的调制方式。 $PREC_{flood}$ 在各区差异较大：C 区在高降水端出现明显正贡献抬升，说明涝期较高降水更可能对应较高 RD，即更偏向缓解作用；而 F 区整体偏负且波动较小，表明该区涝期降水更难产生缓解效应。 $TEMP_{flood}$ 在 C 区和 F 区多表现为由低温端正贡献逐渐下降，并在高温端转为负贡献，说明较高的涝期温度更可能降低 RD；B 区变化幅度相对较小，D 区则整体接近弱正或零附近。总体上，涝阶段的温度和降水对 RD 的影响并非单调，而是具有明显的阈值和方向转换。

背景生产力和海气信号则主要表现为非线性调制作用。GPP mean 在 D 区呈现相对清晰的负向关系：低值区间为正贡献，随着多年平均生产力增加，边际贡献快速转为负值并保持稳定，说明高生产力背景在该区更容易对应较低 RD。SOI_{pre-event} 和 SOI_{event} 普遍表现为振荡型、非单调关系，并具有明显分区差异：其中 D 区在 SOI_{pre-event} 上的波动更为突出，B 区在 SOI_{event} 的高值区间则出现更明显的正向抬升。这表明，SOI 对小麦 RD 的调制更符合“背景态—事件阶段过程耦合”的非线性作用模式，而不是简单线性关系。

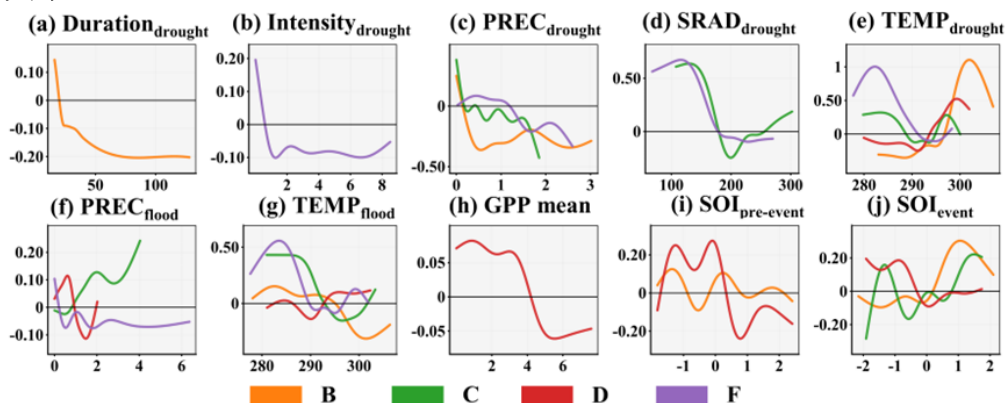


图 6-6 各农业区小麦 RD 与六个关键驱动因子之间的 SHAP 依赖关系。X 轴：驱动因子数值；Y 轴：SHAP 值；曲线表示拟合关系。农业区代号分别为：B：北方干旱半干旱区；C：黄淮海平原；D：黄土高原；F：长江中下游平原。

Figure 6-6 SHAP dependency relationships between the top six drivers and wheat RD across agricultural zones. X-axis: driver value; Y-axis: SHAP value; curves indicate fitted relationships. Region labels are: B, Northern Arid and Semi-arid Region; C, Huang-Huai-Hai Plain; D, Loess Plateau; F, Middle and Lower Yangtze Plain.

综合来看，小麦 RD 比 CR 更能体现不同区域中阶段主导性的差异。B 区更突出早期温度、降水和持续时间的共同主导；C 区更突出早期辐射以及旱、涝阶段温度的联合调制；D 区则以 SOI 背景和温度条件为核心，并叠加生产力背景效应；F 区更明显地表现为早期温度、辐射、水分和强度的综合控制。SHAP 依赖关系中普遍出现的符号转换和平台效应，说明复合胁迫相对于单一干旱响应的净差异并不存在统一方向，而是随区域背景和阶段过程条件不同而改变，这也与 RD 用于诊断后续洪涝净效应差异的设计目的相一致。

6.3 讨论

6.3.1 小麦脆弱性的空间格局：暴露指标空间异质性与影响的空间集聚

本研究表明，小麦对旱转涝序贯胁迫的脆弱性空间格局在表现形式与主导因子构成上均不同于玉米。相较于玉米响应更接近沿气候梯度呈连续变化的空间梯度特征，小麦的脆弱性格局更突出地表现为：不同暴露指标的空间峰值不一致，以及生理影响事

件在少数区域的高度集聚。具体而言，表征 DTF 事件暴露水平的三项关键指标—单位面积频率、平均强度与平均持续时间—其空间峰值分别出现在 B 区、G 区和 D 区。这种峰值区的空间分离提示：单一暴露指标不足以概括小麦面临的整体 DTF 风险，需要联合频率、强度与持续时间等指标进行综合表征（Abdullah et al. 2021; Lesk et al. 2022; White et al. 2025; Zhao et al. 2022）。更重要的是，从气象暴露到作物生理影响的对应关系在空间上并不均一，而呈现明显的空间集聚特征。本文定义的干旱负效应事件在数量上高度集中于 B 区，其事件规模明显高于其他分区。这表明在 B 区，相似水平的气象暴露更容易对应到可观测的生理影响事件，提示该区域“暴露—影响关系强度”较高。与此同时，综合抗性指数 CR 的空间分布显示，G 区等其他区域虽然主导暴露指标不同，但同样表现出较强的光合抑制。总体而言，小麦脆弱性格局同时受事件过程特征（强度、历时）与区域本底条件影响，二者关系呈现非线性与空间不均衡性，可理解为不同区域“暴露—影响关系强度”的差异共同塑造了当前格局。

在时序趋势上，这种区域分化同样明显。DTF 事件的暴露趋势并未表现为一致增强，但作物响应指标（CR 与 RD）在不同区域呈现相反的演变方向（如 B、D 区上升而 C、F 区下降）。这表明，小麦系统风险的演变并不主要来自事件数量的同步变化，而更可能与区域间“暴露—影响关系强度”的动态差异以及涝阶段净效应的变化有关。此外，与玉米相比，小麦的驱动特征表现出更突出的温度相关性。在对 CR 与 RD 的归因分析中，温度相关变量在多个区域（如 B 区、D 区）的因子重要性排序中靠前。该结果提示温度条件可能对早期损伤程度与涝期恢复过程具有更强的调制作用，从而影响序贯胁迫下的综合响应（Akter and Rafiqul Islam 2017; Barnabás et al. 2008; Urban et al. 2018; Zahra et al. 2021）。

6.3.2 涝阶段净效应的空间分异及其对早期状态的条件依赖

RD 指标直接反映了涝阶段在序贯胁迫中的净功能。本研究表明，小麦的 RD 值在空间上存在清晰的区域分异：B 区与 D 区以正值为主，而 C 区与 F 区以负值为主。这意味着涝阶段净效应应在不同区域可能呈现相反方向—在部分区域表现为净缓解，而在另一些区域表现为净加剧。这种空间分化在时间趋势上得到强化，表现为 B、D 区 RD 值显著上升，而 C、F 区显著下降。对 RD 的归因分析为理解该分异提供了过程线索：不同区域 RD 的主导驱动因子并不相同。例如，B 区的 RD 主要受早期温度与降水控制，而 C 区则更多受早期太阳辐射与大气环流指数（SOI）影响，提示影响 RD 符号与幅度的关键因子具有区域特异性。更进一步，依赖关系分析显示 RD 对多数关键因子的响应存在非线性阈值与平台期（或饱和区间）特征。这些非线性响应为解释 RD 在区域间出现符号分化提供了直接的统计学依据：涝阶段净效应并非固定不变，而可能依赖于早期遗留胁迫的状态（如干旱强度、历时与水热条件）（Kannenberg et al. 2020; Li

et al. 2021; Peltier and Ogle 2023; Skelton et al. 2017)。当关键因子组合越过阈值区间时，RD 的净效应可能由正转负，表现为由“净缓解”转为“净叠加”。同时，大尺度环流背景（如 SOI）的调制作用亦呈现区域依赖的非单调性。

6.3.3 基于暴露—影响过程特征的小麦脆弱性类型归纳

综合暴露特征、影响集聚程度、CR/RD 空间格局及其驱动因子构成，本研究将小麦对 DTF 的脆弱性归纳为三种类型，分类侧重于关键过程与响应轨迹的差异。（1）影响事件高集聚—CR 低值型（以 B 区为典型）：该类型的突出特征是具有生理影响的 DTF 事件在空间上高度集聚，同时 CR 整体偏低，表征综合抑制较强。RD 多为正值，表明涝阶段在统计意义上仍可能存在一定净缓解，但不足以抵消总体抑制。其 CR 与 RD 均呈上升趋势，提示系统响应随时间发生调整；该类型的风险主要体现为高频影响事件的累积冲击。（2）RD 负向主导且趋势恶化型（以 C 区、F 区为典型）：该类型的核心特征是 RD 以负值为主且呈下降趋势，同时 CR 亦表现为恶化，表明涝阶段未体现净缓解，反而可能与早期遗留胁迫形成叠加效应。该类型风险上升的可能原因在于：区域特定的水热条件使关键因子更容易越过阈值区间，从而使 RD 由正转负并持续强化。（3）RD 正向主导且趋势改善型（以 D 区为代表）：该类型以 RD 为正且呈上升趋势为主要特征，同时 CR 表现为改善。尽管该区域可能经历较长历时或较高强度的 DTF 事件，但其区域本底条件（如物候期匹配、土壤与水热配置等）可能更有利于涝阶段恢复过程的发挥，从而呈现相对积极的适应轨迹。上述类型划分强调了小麦脆弱性的过程异质性，为开展差异化归因分析与区域化管理策略讨论提供了分类依据。

6.3.4 对适应性管理的启示

基于上述类型划分，小麦的 DTF 风险管理应摒弃“一刀切”策略，转向针对主导限制过程的差异化干预。针对“影响事件高集聚—CR 低值型”区域（如 B 区），管理上可同时关注早期胁迫累积的降低与涝期排水效率的提升。一方面，可通过保护性耕作与土壤改良增强农田蓄墒能力，以降低早期损伤的初始强度与累积效应（Meng et al. 2024; Pittelkow et al. 2015）；另一方面，可通过完善田间排水沟系与排涝工程提升排水效率，减少涝期渍涝持续时间及其附加胁迫（Chang et al. 2013; Kaur et al. 2020）；同时，可结合气象预报信息，在旱涝转换窗口期开展水分调控，以降低序贯胁迫叠加的发生概率。针对“RD 负向主导且趋势恶化型”区域（如 C 区、F 区），管理目标可表述为：降低越过关键阈值条件的概率，并减少涝期附加胁迫的持续时间。可依据归因结果所指向的关键因子（如特定干旱强度、温度区间等），在旱阶段通过覆盖保墒、优化灌溉等方式缓解胁迫发展；在涝阶段则需强化快速排涝与土壤通气管理，以降低渍涝胁迫强度与历时（Chhabra et al. 2025; Du et al. 2021）。针对“RD 正向主导且趋势改善型”区域（如 D 区），管理策略可侧重于维持有利于涝期恢复的田间水文与土壤环境，并提高作物对

恢复窗口的利用效率。在不改变既有有利条件的前提下，可在恢复窗口期配合精准养分管理与病害防控等农艺措施，以增强恢复过程对产量形成的贡献。

6.3.5 局限性与未来展望

本研究初步揭示了小麦 DTF 脆弱性的宏观格局，但仍存在以下局限：（1）空间尺度的平滑处理可能掩盖田块层面的管理差异（如灌溉制度）与品种差异（春/冬性）导致的水分胁迫响应异质性，从而影响对关键生育期（如分蘖—拔节期）局部脆弱性的精确识别。（2）基于 GPP 急性下降的事件判识可能低估对产量具有重要影响的慢性或后期过程（如灌浆期同化物转运受抑）的贡献。（3）统计模型所揭示的非线性关系主要属于统计推断层面的证据，其对应的小麦生理因果链（如温度通过光合酶活性与激素调控影响恢复）仍需要进一步的实验或过程模型验证。

未来研究可从三方面展开：（1）在典型麦区开展多尺度观测与对照试验，以检验“影响集聚程度”与非线性阈值的稳健性，并量化管理措施（如灌溉制度微调）的调制作用。

（2）将涝阶段净效应的条件依赖规律与关键驱动因子嵌入作物模型（如 APSIM-Wheat）的序贯胁迫—恢复模块，以提升模型对复合事件影响的表征能力。（3）将本文方法拓展至全球其他麦区或其他常见复合胁迫（如低温—渍涝），以检验规律的普适性并比较不同 C3 作物的响应差异。

6.4 本章小结

本章以 2000-2019 年中国小麦产区为对象，系统评估了 DTF 事件的时空格局、作物影响及其驱动因素，并得到以下主要结论：

（1）DTF 暴露具有显著空间分异，不同暴露指标的高值区并不重合。像元尺度上，小麦产区 DTF 事件总体仍以低频发生为主。在分区尺度上，北方干旱半干旱区（B 区）单位面积发生频率最高（0.71），四川盆地（G 区）平均强度最高（4.9），黄土高原（D 区）平均持续时间最长（62），说明频率、强度和持续时间所刻画的高暴露区并不一致。趋势分析表明，研究期内暴露相关指标的显著变化并不普遍，仅 B 区 的事件频率呈显著增加。

（2）干旱负效应事件在空间上高度不均衡，作物响应表现出明显区域差异。干旱负效应事件数量在区域间极不均衡，其中 B 区 远高于其他分区（16,379）。所有分区的 CR 均表明，在连续干旱—洪涝胁迫下，小麦 GPP 整体受到抑制，其中 B 区 和 G 区 的抑制程度更强。相比之下，RD 显示出更清晰的空间分化：在 B 区 和 D 区，后续洪涝阶段整体上更倾向于缓解前期干旱造成的光合抑制；而在 C 区 和 F 区，洪涝阶段则更可能进一步加重这种抑制。时间趋势上，CR 和 RD 在 B 区 与 D 区 显著上升，而在 C 区 与 F 区 显著下降，表明小麦对 DTF 的响应演变在不同区域并不存

在统一方向；同时，仅 B 区的干旱负效应事件频率显著增加，其余分区频率变化均未达到统计显著水平。

(3) 归因结果表明，过程型水热因子和背景气候信号是解释 CR 与 RD 空间异质性的关键因素，并呈现明显的非线性特征。在样本量满足建模要求的 B、C、D、F 四个分区中，SHAP 归因结果显示，温度、太阳辐射、降水以及干旱持续时间/强度等过程型因子普遍位于重要性前列，并表现出阈值、平台和振荡等非线性依赖关系；SOI 在部分区域也具有显著调制作用。相比之下，在本研究的区域尺度和数据分辨率下，雨养/灌溉分类及多数静态土壤—地形变量的重要性整体靠后，说明小麦 CR 与 RD 的区域差异更直接受事件过程条件和背景气候状态共同影响。

总体而言，本章构建了小麦对 DTF 连续胁迫的“暴露—影响—驱动”分析路径。结果表明，小麦脆弱性难以由单一暴露指标概括，而更取决于事件暴露、作物响应及其驱动机制的共同作用，尤其与分阶段水热过程条件和背景气候信号的非线性调制密切相关。上述认识为小麦产区的分区化风险识别和以过程为靶向的适应管理提供了依据。

第七章 结论与展望

7.1 主要结论

本研究围绕“基于土壤湿度探究干旱及早涝急转对中国不同农业区小麦和玉米的影响”这一问题，依次开展了多源土壤湿度产品一致性评估、土壤干旱下作物光合作用—物候协同响应分析，以及旱转涝急转（DTF）“暴露—影响—驱动”综合诊断研究。主要结论如下：

（1）多源土壤湿度产品在长期趋势刻画与农业胁迫监测适用性方面存在显著分歧，且不同评估维度下的优势产品并不一致。

对 ERA5-Land、GLEAM4、GLDAS_Noah、GLDAS_CLSM 和 MERRA-2 五类长时序土壤湿度产品的系统评估表明，不同产品对中国土壤湿度长期变化方向的刻画并不一致。MERRA-2、GLDAS_Noah 和 GLEAM4 在多数省份更倾向于给出湿润化信号，其显著正趋势像元占比分别为 75%、33% 和 46%；而 ERA5-Land 与 GLDAS_CLSM 更倾向于给出干旱化信号，显著负趋势像元占比分别为 47% 和 51%。站点一致性检验表明，ERA5-Land 在人工站和自动站尺度对长期趋势方向的表征更稳，NDWI 相关系数中位数均为 0.45，自动站“最优产品”占比也最高（48.4%）。同时，独立对比显示 MERRA-2 与 SMAP-L4 的月尺度相关性在各区均高于 0.76，但存在系统性偏湿特征。总体而言，不同产品在趋势判读、站点一致性和农业适用性上的优势并不统一，说明农业干旱长期监测不能简单依赖单一产品。

（2）作物对土壤干旱的响应应同时从光合作用和物候两条路径刻画，且玉米与小麦的主导机制存在显著差异。

研究表明，土壤干旱对作物的影响并不是单一路径的“水分胁迫效应”，而是通过光合作用变化和物候调节共同作用于作物生长过程。玉米的光合响应主导因子随响应类型和区域发生规律性切换，例如在光合作用和物候同步受抑的情形下，北方主产区主要由降水异常主导（相对贡献率最高 79.0%），南方则更多由太阳辐射异常主导（最高 70.8%）；相比之下，玉米物候异常在几乎所有情境下均主要受气温异常控制，贡献率普遍高于 85%。小麦则表现出更强的区域依赖性和多因子驱动特征。例如，在相同的协同抑制情形下，其光合异常在不同区域分别由降水异常（最高 93.3%）、气温异常（54.5%）或干旱强度本身（76.4%）主导，物候异常的主导因子也会在降水、气温和太阳辐射之间发生明显切换。总体而言，玉米表现为“光合主导因子随类型切换、物候对温度高度敏感”，而小麦表现为“光合—物候两条路径均受多因子共同驱动且区域差异显著”。这说明，农业干旱风险诊断不能仅用单一土壤水分指标替代作物响应过程，

而需要同时刻画光合作用和物候两条路径，并针对 C₃/C₄作物差异制定不同的适应策略。

(3) 旱转涝急转 (DTF) 对作物光合功能的影响具有显著空间异质性，后续洪涝对前期干旱的净效应并不固定，而是具有明显的区域条件性和非线性特征。

在根区尺度上识别的 DTF 事件显示，玉米和小麦产区的暴露格局都表现为频率、强度和持续时间的高值区不重合。例如，小麦产区中，北方干旱半干旱区单位面积频率最高 (0.71)，四川盆地平均强度最高 (4.9)，黄土高原平均持续时间最长 (62 天)，说明单一暴露指标难以代表总体风险。进一步引入复合抵抗力 (CR) 和抵抗力差异 (RD) 两个指标后发现，两种作物在各分区的 CR 整体均表现为光合功能受抑，说明“先旱后涝”连续胁迫总体上会降低作物光合能力；但 RD 在区域间存在明显分化，表明后续洪涝阶段在不同区域可能表现为两种相反作用：一类区域中，洪涝阶段能够部分缓解前期干旱遗留影响；另一类区域中，洪涝阶段则会进一步加重这种影响。随机森林和 SHAP 归因进一步表明，温度、太阳辐射、降水以及干旱/洪涝阶段历时和强度等过程型水热因子普遍位于重要性前列，并在部分区域受到 SOI 等大尺度气候模态的显著调制；相较之下，雨养/灌溉等管理类型和静态环境因子的整体重要性靠后。总体上，DTF 风险不是由“是否发生旱转涝”单独决定的，而是由暴露特征、作物实际响应及其驱动机制共同形成，并在不同区域表现出不同的风险路径和管理需求。

7.2 论文创新点

本研究的创新性主要体现在以下三个方面：

(1) 在统一农业胁迫诊断框架下，系统评估了多源长时序土壤湿度产品的一致性差异及其农业适用性。

已有研究多侧重单一产品验证或一般水文变量比较，缺乏面向农业干旱与湿害监测的统一评估框架。本文基于标准化土壤湿度指数及干/湿胁迫强度指标，对 ERA5-Land、GLEAM4、GLDAS 和 MERRA-2 等五类长时序产品在中国主要农业生态区的趋势方向、幅度和空间格局一致性进行了系统比较，并提出净干湿强度指数 (NDWI) 用于统一表征干旱与湿害的相反信号，增强不同产品之间的可比性。进一步结合地面站点、独立卫星产品和典型极端事件开展交叉验证，从而识别不同产品在农业胁迫监测中的适用场景，为后续数据选用、多源融合和不确定性表达提供了依据。

(2) 提出了基于“GPP 异常—物候异常”联合表征的干旱响应分型方法，实现了作物响应路径的定量识别与跨作物比较。

不同于传统研究主要用单一生长指标表征干旱影响，本文构建了以 GPP 异常和物候异常为核心的联合分型方案，在同一判别体系下识别作物在干旱条件下“光合作用变化—发育进程变化”的协同和错配组合，并进一步对不同类型的主导环境因子进行

定量归因。该方法将干旱影响的诊断由单一路径扩展为“碳同化—发育进程”双路径联合分析，不仅揭示了玉米和小麦在响应机制上的差异，也为作物干旱响应的类型化研究提供了可复用的分析框架。

(3) 建立了旱涝急转复合灾害“识别—影响量化—驱动归因”的一体化诊断链条，并提出了表征后续洪涝净效应的响应指标。

针对旱涝急转复合事件影响机制不易区分的问题，本文构建了从事件客观识别、作物影响量化到驱动归因的完整分析框架，并提出复合抵抗力(CR)和抵抗力差异(RD)两个指标，用于分别表征“先旱后涝”连续过程的总体抑制程度以及后续洪涝阶段相对于前期干旱的净效应。结合随机森林和 SHAP 解释方法，进一步识别了不同区域中控制作物复合胁迫响应的关键因子及其非线性作用特征。该框架为复合灾害致灾机制分析、区域风险识别和差异化适应策略制定提供了可扩展的方法工具。

7.3 研究不足和展望

尽管本研究在数据、方法与机制认知方面取得了进展，但受数据、尺度与方法条件限制，仍存在以下不足，未来可在这些方向深入探讨：

(1) 土壤水分与人类活动的表征仍有待细化

本研究对土壤水分的刻画已从表层扩展至根区，但对更深层土壤水分动态及其与地下水、侧向补给过程的联系仍缺乏系统表征。与此同时，基于 1 km 网格的区域分析可能平滑田块尺度由微地形、土壤质地斑块和灌溉不均匀性造成的响应差异；对灌溉强度、时序、水源结构和排水能力等关键管理变量的刻画也仍较有限。未来可结合高分辨率遥感、地面剖面观测、农业用水记录以及水文—陆面模型同化，提升对全剖面土壤水分和人类管理活动的综合表征能力。

(2) 检验作物生理生态机制仍需加强。

本文基于遥感和统计归因方法识别了作物在干旱及早涝急转过程中的响应路径和主导因子，但对气孔调控、碳分配、根系缺氧等关键生理过程仍缺乏直接验证。此外，旱涝急转往往与高温、寡照等并发，而本文对多要素复合胁迫的交互作用讨论仍不充分。未来可在典型区域结合通量观测、叶片气体交换、冠层光谱、根系观测及控制实验，进一步增强对遥感诊断结果的生理学支撑，并拓展“水分—温度—辐射”等多要素复合事件的协同机制研究。

(3) 本文提出的方法框架需向作物模型耦合和应用场景进一步拓展。

本文提出的响应分型方法以及 CR/RD 指标体系，为理解作物对干旱和旱涝急转的响应提供了新的分析视角，但其在更广泛作物类型、气候区和管理情景中的适用性仍需进一步检验。未来可将本研究的类型学框架和阶段性非线性效应与 APSIM、

DSSAT、WOFOST 等机理作物模型耦合，通过数据同化、参数优化和模型对比提升对复合胁迫动态过程及产量损失的模拟能力；同时，可进一步发展基于关键驱动因子和响应阈值的动态风险预警指标体系，并与播期调整、灌溉制度、品种改良和排水管理等适应措施相结合，开展面向区域管理的情景模拟和效能评估。

总体而言，本研究已在土壤湿度产品评估、作物干旱响应分型及早涝急转影响诊断方面建立了较为完整的分析框架，但其进一步完善仍依赖于更高分辨率的数据支撑、更直接的生理过程验证以及与机理模型和应用场景的深入耦合。

参考文献

- 陈书林,刘元波,温作民.2012.卫星遥感反演土壤水分研究综述[J].地球科学进展,27(11):1192-1203.
- 楚纯洁,张小磊,周金凤.2023.1960-2018年河南省短周期旱涝急转事件演变特征[J].水土保持研究,30(04):275-285.
- 马柱国,魏和林,符淙斌.2000.中国东部区域土壤湿度的变化及其与气候变率的关系[J].气象学报,(03):278-287.
- 米娜,蔡福,张玉书,等.2017.不同生育期持续干旱对玉米的影响及其与减产率的定量关系[J].应用生态学报,28(05):1563-1570.
- 漆栋良,朱建强.2024.旱涝急转对玉米叶片衰老特性和产量的影响[J].农业工程学报,40(05):141-147.
- 时运佳,袁宏伟,朱梅,等.2025.淮北平原旱涝急转冬小麦减产规律研究[J].节水灌溉,(10):57-62.
- 马春芽,王景雷,黄修桥.2018.遥感监测土壤水分研究进展[J].节水灌溉,(05):70-74+78.
- 吴东丽,梁海河,曹婷婷,等.2014.中国自动土壤水分观测网运行监控系统建设[J].气象科技,42(02):278-282.
- 薛联青,章郁涵,刘远洪.2024.干旱区与湿润区旱涝急转演变特征对比研究[J].水资源保护,40(04):1-8.
- 杨涛,宫辉力,李小娟,等.2010.土壤水分遥感监测研究进展[J].生态学报,30(22):6264-6277.
- 袁星,冯越,胡开明,等.2025.旱涝急转风险辨识与预报研究进展[J].大气科学,49(06):1633-1648.
- 张蕾,吕厚荃,王良宇,等.2016.中国土壤湿度的时空变化特征[J].地理学报,71(09):1494-1508.
- 朱子青,李铮,殷杰,等.2025.1982—2022年黄河中上游旱涝急转事件变化特征及其对植被覆盖的影响[J].地理科学,45(12):2751-2763.
- Abdullah, M.F., Siraj, S., Hodgett, R.E., Abdullah, M.F., Siraj, S., Hodgett, R.E., 2021. An Overview of Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) Application in Managing Water-Related Disaster Events: Analyzing 20 Years of Literature for Flood and Drought Events. *Water* 13.
- Abid, M., Ali, S., Qi, L.K., Zahoor, R., Tian, Z., Jiang, D., Snider, J.L., Dai, T., 2018. Physiological and biochemical changes during drought and recovery periods at tillering and jointing stages in wheat (*Triticum aestivum* L.). *Sci. Rep.* 8, 4615.
- Aishwarya, Kumar, A., Kumar, P., 2025. Sensors-Based Irrigation for Increasing Crop and Water Productivity, in: Kumar, A., Singh, V.K., Singh, Y., Singh, S.K., Kumar, P. (Eds.), *Modern Technology for Sustainable Agriculture*. Springer Nature Switzerland, Cham, pp. 101–113.
- Akter, N., Rafiqul Islam, M., 2017. Heat stress effects and management in wheat. A review. *Agron. Sustain. Dev.* 37, 37.
- Ambika, A.K., Mishra, V., 2021. Modulation of Compound Extremes of Low Soil Moisture and High Vapor Pressure Deficit by Irrigation in India. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 126, e2021JD034529.
- Anderson-Teixeira, K.J., Snyder, P.K., Twine, T.E., Cuadra, S.V., Costa, M.H., DeLucia, E.H., 2012. Climate-regulation services of natural and agricultural ecoregions of the Americas. *Nat. Clim. Change* 2, 177–181.
- Araki, R., Mu, Y., McMillan, H., 2023. Evaluation of GLDAS soil moisture seasonality in arid climates. *Hydrol. Sci. J.* 68, 1109–1126.
- Barnabás, B., Jäger, K., Fehér, A., 2008. The effect of drought and heat stress on reproductive pr

- ocesses in cereals. *Plant Cell Environ.* 31, 11–38.
- Barre, H.M.J.P., Duesmann, B., Kerr, Y.H., 2008. SMOS: The Mission and the System. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 46, 587–593.
- Berger, J.D., Ludwig, C., 2014. Contrasting adaptive strategies to terminal drought-stress gradients in Mediterranean legumes: phenology, productivity, and water relations in wild and domesticated *Lupinus luteus* L. *J. Exp. Bot.* 65, 6219–6229.
- Bhattacharya, A., 2022. Effect of Low Temperature Stress on Photosynthesis and Allied Traits: A Review, in: Bhattacharya, A. (Ed.), *Physiological Processes in Plants Under Low Temperature Stress*. Springer, Singapore, pp. 199–297.
- Bi, W., Hu, Y., Weng, B., Zhang, D., Wang, F., Lin, W., Wang, W., Dong, G., Yan, D., 2025. Drought–flood abrupt alternation events increase soil nitrogen loss via surface runoff in a typical grain base in China. *J. Hydrol. Reg. Stud.* 60, 102543.
- Bi, W., Li, M., Weng, B., Yan, D., Dong, Z., Feng, J., Wang, H., 2023. Drought-flood abrupt alternation events over China. *Sci. Total Environ.* 875, 162529.
- Briggs, L.J., 1897. The mechanics of soil moisture. U Dept Agric. Div. Soils Bull. No 10.
- Brocca, L., Crow, W.T., Ciabatta, L., Massari, C., de Rosnay, P., Enenkel, M., Hahn, S., Amarnath, G., Camici, S., Tarpanelli, A., Wagner, W., 2017. A Review of the Applications of ASCAT Soil Moisture Products. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 10, 2285–2306.
- Campbell, G.S., 1988. Soil water potential measurement: An overview. *Irrig. Sci.* 9, 265–273.
- Canarini, A., Schmidt, H., Fuchslueger, L., Martin, V., Herbold, C.W., Zezula, D., Gündler, P., Hasibeder, R., Jecmenica, M., Bahn, M., Richter, A., 2021. Ecological memory of recurrent drought modifies soil processes via changes in soil microbial community. *Nat. Commun.* 12, 5308.
- Carrão, H., Russo, S., Sepulcre-Canto, G., Barbosa, P., 2016. An empirical standardized soil moisture index for agricultural drought assessment from remotely sensed data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 48, 74–84.
- Chan, S.K., Bindlish, R., O'Neill, P., Jackson, T., Njoku, E., Dunbar, S., Chaubell, J., Piepmeier, J., Yueh, S., Entekhabi, D., Colliander, A., Chen, F., Cosh, M.H., Caldwell, T., Walker, J., Berg, A., McNairn, H., Thibeault, M., Martínez-Fernández, J., Uldall, F., Seyfried, M., Bosch, D., Starks, P., Holifield Collins, C., Prueger, J., van der Velde, R., Asanuma, J., Palecki, M., Small, E.E., Zreda, M., Calvet, J., Crow, W.T., Kerr, Y., 2018. Development and assessment of the SMAP enhanced passive soil moisture product. *Remote Sens. Environ.* 204, 931–941.
- Chan, S.S., Seidenfaden, I.K., Jensen, K.H., Sonnenborg, T.O., 2021. Climate change impacts and uncertainty on spatiotemporal variations of drought indices for an irrigated catchment. *J. Hydrol.* 601, 126814.
- Chang, H.-K., Tan, Y.-C., Lai, J.-S., Pan, T.-Y., Liu, T.-M., Tung, C.-P., 2013. Improvement of a drainage system for flood management with assessment of the potential effects of climate change. *Hydrol. Sci. J.* 58, 1581–1597.
- Chanson, H., 2024. Low-Head Hydraulic Structures in Irrigation and Drainage Engineering: Challenging Operation and Design Implications. *J. Irrig. Drain. Eng.* 150, 03124001.
- Chaves, M.M., Flexas, J., Pinheiro, C., 2009. Photosynthesis under drought and salt stress: regulation mechanisms from whole plant to cell. *Ann. Bot.* 103, 551–560.

- Chen, S., Lin, G., Huang, J., Jenerette, G.D., 2009. Dependence of carbon sequestration on the differential responses of ecosystem photosynthesis and respiration to rain pulses in a semiarid steppe. *Glob. Change Biol.* 15, 2450–2461.
- Chhabra, V., Sreethu, S., Kaur, G., Singh, A., Kaur, M., Siddiqui, M.H., Gupta, R.K., 2025. Response of wheat crop to water-logged conditions under different land configurations and nutrient management. *Sci. Rep.* 15, 7168.
- Datta, K.K., Jong, C. de, 2002. Adverse effect of waterlogging and soil salinity on crop and land productivity in northwest region of Haryana, India. *Agric. Water Manag.* 57, 223–238.
- Deng, S., Tan, Xuezi, Tan, Xuejin, Wu, X., Huang, Z., Liu, Y., Liu, B., 2024. On the development and recovery of soil moisture deficit drought events. *J. Hydrol.* 632, 130920.
- Deng, Y., Wang, S., Bai, X., Luo, G., Wu, L., Cao, Y., Li, H., Li, C., Yang, Y., Hu, Z., Tian, S., 2020. Variation trend of global soil moisture and its cause analysis. *Ecol. Indic.* 110, 105939.
- Ding, D.Y., Feng, H., Zhao, Y., He, J.Q., Zou, Y.F., Jin, J.M., 2016. Modifying Winter Wheat Sowing Date as an Adaptation to Climate Change on the Loess Plateau. *Agron. J.* 108, 53–63.
- Dorigo, W., Himmelbauer, I., Aberer, D., Schremmer, L., Petrakovic, I., Zappa, L., Preimesberger, W., Xaver, A., Annor, F., Ardö, J., Baldocchi, D., Bitelli, M., Blöschl, G., Bogena, H., Brocca, L., Calvet, J.-C., Camarero, J.J., Capello, G., Choi, M., Cosh, M.C., van de Giesen, N., Hajdu, I., Ikonen, J., Jensen, K.H., Kanniah, K.D., de Kat, I., Kirchengast, G., Kumar Rai, P., Kyrouac, J., Larson, K., Liu, S., Loew, A., Moghaddam, M., Martínez Fernández, J., Mattar Bader, C., Morbidelli, R., Musial, J.P., Osenga, E., Palecki, M.A., Pellarin, T., Petropoulos, G.P., Pfeil, I., Powers, J., Robock, A., Rüdiger, C., Rummel, U., Strobel, M., Su, Z., Sullivan, R., Tagesson, T., Varlagin, A., Vreugdenhil, M., Walker, J., Wen, J., Wenger, F., Wigneron, J.P., Woods, M., Yang, K., Zeng, Y., Zhang, X., Zreda, M., Dietrich, S., Gruber, A., van Oevelen, P., Wagner, W., Scipal, K., Drusch, M., Sabia, R., 2021. The International Soil Moisture Network: serving Earth system science for over a decade. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 25, 5749–5804.
- Du, X., He, W., Wang, Z., Xi, M., Xu, Y., Wu, W., Gao, S., Liu, D., Lei, W., Kong, L., 2021. Raised bed planting reduces waterlogging and increases yield in wheat following rice. *Field Crops Res.* 265, 108119.
- Dubcovsky, J., Loukoianov, A., Fu, D., Valarik, M., Sanchez, A., Yan, L., 2006. Effect of photoperiod on the regulation of wheat vernalization genes VRN1 and VRN2. *Plant Mol. Biol.* 60, 469–480.
- Durand, M., Murchie, E.H., Lindfors, A.V., Urban, O., Aphalo, P.J., Robson, T.M., 2021. Diffuse solar radiation and canopy photosynthesis in a changing environment. *Agric. For. Meteorol.* 311, 108684.
- Entekhabi, D., Njoku, E.G., O'Neill, P.E., Kellogg, K.H., Crow, W.T., Edelstein, W.N., Entin, J. K., Goodman, S.D., Jackson, T.J., Johnson, J., Kimball, J., Piepmeier, J.R., Koster, R.D., Martin, N., McDonald, K.C., Moghaddam, M., Moran, S., Reichle, R., Shi, J.C., Spencer, M.W., Thurman, S.W., Tsang, L., Van Zyl, J., 2010. The Soil Moisture Active Passive (SMAP) Mission. *Proc. IEEE* 98, 704–716.
- Eser, C., Soyly, S., Ozkan, H., 2024. Drought responses of traditional and modern wheats in diff

- erent phenological stages. *Field Crops Res.* 305, 109201.
- Farquhar, G.D., Sharkey, T.D., 1982. Stomatal Conductance and Photosynthesis. *Annu. Rev. Plant Biol.* 33, 317–345.
- Fatima, Z., Ahmed, M., Hussain, M., Abbas, G., Ul-Allah, S., Ahmad, S., Ahmed, N., Ali, M.A., Sarwar, G., Haque, E. ul, Iqbal, P., Hussain, S., 2020. The fingerprints of climate warming on cereal crops phenology and adaptation options. *Sci. Rep.* 10, 18013.
- Feldman, A.F., Short Gianotti, D.J., Konings, A.G., Gentine, P., Entekhabi, D., 2021. Patterns of plant rehydration and growth following pulses of soil moisture availability. *Biogeosciences* 18, 831–847.
- Forzieri, G., Dakos, V., McDowell, N.G., Ramdane, A., Cescatti, A., 2022. Emerging signals of declining forest resilience under climate change. *Nature* 608, 534–539.
- Gao, Y., Hu, T., Wang, Q., Yuan, H., Yang, J., 2019. Effect of Drought–Flood Abrupt Alternation on Rice Yield and Yield Components. *Crop Sci.* 59, 280–292.
- Gao, Y., Hu, T., Yuan, H., Yang, J., 2017. Analysis on yield reduced law of rice in Huaibei plain under drought-flood abrupt alternation. *Trans. Chin. Soc. Agric. Eng.* 33(21): 128-136.
- Ge, C., Sun, P., Yao, R., Zhang, Y., Shen, H., Yang, H., 2025. Drivers of ecological drought recovery: Insights from meteorological and soil drought impact. *J. Hydrol.* 646, 132324.
- Gelaro, R., McCarty, W., Suárez, M.J., Todling, R., Molod, A., Takacs, L., Randles, C.A., Darmenov, A., Bosilovich, M.G., Reichle, R., Wargan, K., Coy, L., Cullather, R., Draper, C., Akella, S., Buchard, V., Conaty, A., Silva, A.M. da, Gu, W., Kim, G.-K., Koster, R., Lucchesi, R., Merkova, D., Nielsen, J.E., Partyka, G., Pawson, S., Putman, W., Rienecker, M., Schubert, S.D., Sienkiewicz, M., Zhao, B., 2017. The Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications, Version 2 (MERRA-2).
- Goodwell, A.E., Kumar, P., Fellows, A.W., Flerchinger, G.N., 2018. Dynamic process connectivity explains ecohydrologic responses to rainfall pulses and drought. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 115, E8604–E8613.
- Gosa, S.C., Lupo, Y., Moshelion, M., 2019. Quantitative and comparative analysis of whole-plant performance for functional physiological traits phenotyping: New tools to support pre-breeding and plant stress physiology studies. *Plant Sci., The 4th International Plant Phenotyping Symposium* 282, 49–59.
- Groemping, U., 2007. Relative Importance for Linear Regression in R: The Package relaimpo. *J. Stat. Softw.* 17, 1–27.
- Hahn, C., Lüscher, A., Ernst-Hasler, S., Suter, M., Kahmen, A., 2021. Timing of drought in the growing season and strong legacy effects determine the annual productivity of temperate grasses in a changing climate. *Biogeosciences* 18, 585–604.
- Han, J., Fang, S., Wang, X., Zhuo, W., Yu, Y., Peng, X., Zhang, Y., 2024. The impact of intra-annual temperature fluctuations on agricultural temperature extreme events and attribution analysis in mainland China. *Sci. Total Environ.* 949, 174904.
- Hao, Z., Singh, V.P., Xia, Y., 2018. Seasonal Drought Prediction: Advances, Challenges, and Future Prospects. *Rev. Geophys.* 56, 108–141.
- Hasibeder, R., Fuchslueger, L., Richter, A., Bahn, M., 2015. Summer drought alters carbon allocation to roots and root respiration in mountain grassland. *New Phytol.* 205, 1117–1127.

- He, J., Yang, K., Tang, W., Lu, H., Qin, J., Chen, Y., Li, X., 2020. The first high-resolution meteorological forcing dataset for land process studies over China. *Sci. Data* 7, 25.
- Hendrawan, V.S.A., Komori, D., Kim, W., 2023. Possible factors determining global-scale patterns of crop yield sensitivity to drought. *PLOS ONE* 18, e0281287.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., Chiara, G.D., Dahlgren, P., Dee, D., Diamantakis, M., Dragani, R., Flemming, J., Forbes, R., Fuentes, M., Geer, A., Haimberger, L., Healy, S., Hogan, R.J., Hólm, E., Janisková, M., Keeley, S., Laloyaux, P., Lopez, P., Lupu, C., Radnoti, G., Rosnay, P. de, Rozum, I., Vamborg, F., Villaume, S., Thépaut, J.-N., 2020. The ERA5 global reanalysis. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 146, 1999–2049.
- Hirschi, M., Stradiotti, P., Crezee, B., Dorigo, W., Seneviratne, S.I., 2025. Potential of long-term satellite observations and reanalysis products for characterising soil drying: trends and drought events. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 29, 397–425.
- Hong, X., Jia, S., Zhu, W., Song, Z., 2024. Evaluation of global seamless soil moisture products over China: A perspective of soil moisture sensitivity to precipitation. *J. Hydrol.* 641, 131789.
- Hou, Y., Zhang, M., Wei, X., Liu, S., Li, Q., Cai, T., Liu, W., Zhao, R., Liu, X., 2021. Quantification of ecohydrological sensitivities and their influencing factors at the seasonal scale. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 25, 1447–1466.
- Houk, E., Frasier, M., Schuck, E., 2006. The agricultural impacts of irrigation induced waterlogging and soil salinity in the Arkansas Basin. *Agric. Water Manag.* 85, 175–183.
- Houston, D.G.F. & S.L., 2013. Interpretation of soil-water characteristic curves when volume change occurs as soil suction is changed, in: *Advances in Unsaturated Soils*. CRC Press.
- Hussain, H.A., Hussain, S., Khaliq, A., Ashraf, U., Anjum, S.A., Men, S., Wang, L., 2018. Chilling and Drought Stresses in Crop Plants: Implications, Cross Talk, and Potential Management Opportunities. *Front. Plant Sci.* 9.
- Huxman, T.E., Snyder, K.A., Tissue, D., Leffler, A.J., Ogle, K., Pockman, W.T., Sandquist, D.R., Potts, D.L., Schwinning, S., 2004. Precipitation pulses and carbon fluxes in semiarid and arid ecosystems. *Oecologia* 141, 254–268.
- Hyles, J., Bloomfield, M.T., Hunt, J.R., Trethowan, R.M., Trevaskis, B., 2020. Phenology and related traits for wheat adaptation. *Heredity* 125, 417–430.
- Jacques, C., Salon, C., Barnard, R.L., Vernoud, V., Prudent, M., Jacques, C., Salon, C., Barnard, R.L., Vernoud, V., Prudent, M., 2021. Drought Stress Memory at the Plant Cycle Level: A Review. *Plants* 10.
- Jiang, Z., Zhou, Y., Gao, S., Dong, Z., Wang, Y., Duan, Z., He, W., Liu, Y., Ju, W., 2025. Stronger effects of accumulated soil moisture deficit on gross primary productivity and light use efficiency than lagged soil moisture deficit for cropland and forest. *Agric. For. Meteorol.* 361, 110317.
- Jose, V., Chandrasekar, A., Reddy Rodda, S., 2024. Impact of Historical Land Cover Changes on Land Surface Characteristics over the Indian Region Using Land Information System. *Pure Appl. Geophys.* 181, 2561–2588.

- Kannenberg, S.A., Schwalm, C.R., Anderegg, W.R.L., 2020. Ghosts of the past: how drought legacy effects shape forest functioning and carbon cycling. *Ecol. Lett.* 23, 891–901.
- Karami, S., Shiran, B., Ravash, R., 2025. Molecular investigation of how drought stress affects chlorophyll metabolism and photosynthesis in leaves of C3 and C4 plant species: A transcriptome meta-analysis. *Heliyon* 11.
- Karthikeyan, L., Mishra, A.K., 2021. Multi-layer high-resolution soil moisture estimation using machine learning over the United States. *Remote Sens. Environ.* 266, 112706.
- Kaur, G., Singh, G., Motavalli, P.P., Nelson, K.A., Orłowski, J.M., Golden, B.R., 2020. Impacts and management strategies for crop production in waterlogged or flooded soils: A review. *Agron. J.* 112, 1475–1501.
- Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Wigneron, J.-P., Delwart, S., Cabot, F., Boutin, J., Escorihuela, M.-J., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S.E., Drinkwater, M.R., Hahne, A., Martín-Neira, M., Mecklenburg, S., 2010. The SMOS Mission: New Tool for Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle. *Proc. IEEE* 98, 666–687.
- Konkathi, P., Karthikeyan, L., 2024. Utility of L-band and X-band vegetation optical depth to examine vegetation response to soil moisture droughts in South Asia. *Remote Sens. Environ.* 301, 113933.
- Kukul, M.S., Irmak, S., Dobos, R., Gupta, S., 2023. Atmospheric dryness impacts on crop yields are buffered in soils with higher available water capacity. *Geoderma* 429, 116270.
- Lawlor, D.W., Cornic, G., 2002. Photosynthetic carbon assimilation and associated metabolism in relation to water deficits in higher plants. *Plant Cell Environ.* 25, 275–294.
- Lazović, N., Mulaomerović-Šeta, A., Kalajdzisalihović, H., Džubur, A., 2024. Reconstruction and Improvement of Surface Drainage Systems as a Preventive Flood Protection Measure, in: Ademić, N., Akšamija, Z., Karabegović, A. (Eds.), *Advanced Technologies, Systems, and Applications IX*. Springer Nature Switzerland, Cham, pp. 3–18.
- Lesk, C., Anderson, W., Rigden, A., Coast, O., Jägermeyr, J., McDermid, S., Davis, K.F., Konar, M., 2022. Compound heat and moisture extreme impacts on global crop yields under climate change. *Nat. Rev. Earth Environ.* 3, 872–889.
- Li, J., Bai, X., Ran, F., Zhang, C., Yan, Y., Li, P., Chen, H., 2024. Effects of combined extreme cold and drought stress on growth, photosynthesis, and physiological characteristics of cool-season grasses. *Sci. Rep.* 14, 116.
- Li, M., Ma, Z., 2015. Soil moisture drought detection and multi-temporal variability across China. *Sci. China Earth Sci.* 58, 1798–1813.
- Li, P., He, L., Wang, X., Ding, E., Yu, Q., 2025. How reliable are long time-series reanalysis and model-based soil moisture products for agricultural soil water stress monitoring? Insights from a five-dataset evaluation across China. *Agric. Water Manag.* 320, 109845.
- Li, Q., Shi, G., Shanguan, W., Nourani, V., Li, J., Li, L., Huang, F., Zhang, Y., Wang, C., Wang, D., Qiu, J., Lu, X., Dai, Y., 2022. A 1 km daily soil moisture dataset over China using in situ measurement and machine learning. *Earth Syst. Sci. Data* 14, 5267–5286.
- Li, X., Bao, J., Wang, J., Blackman, C., Tissue, D., 2021. Antecedent Drought Condition Affects Responses of Plant Physiology and Growth to Drought and Post-drought Recovery. *Front. For. Glob. Change* 4.

- Liang, L., Xia, J., Wang, Z., 2025. Dynamics of dry-to-wet abrupt alternation events in mainland China from 1961 to 2022: A novel identification method integrating daily soil moisture and precipitation. *J. Hydrol. Reg. Stud.* 60, 102520.
- Liu, G., Wang, W., Xu, H., 2025. Irrigation-induced decreases in reference evapotranspiration over the North China Plain. *Atmospheric Res.* 314, 107798.
- Liu, Y., Pan, Z., Zhuang, Q., Miralles, D.G., Teuling, A.J., Zhang, T., An, P., Dong, Z., Zhang, J., He, D., Wang, L., Pan, X., Bai, W., Niyogi, D., 2015. Agriculture intensifies soil moisture decline in Northern China. *Sci. Rep.* 5, 11261.
- Liu, Yongwei, Liu, Yuanbo, Wang, W., 2019. Inter-comparison of satellite-retrieved and Global Land Data Assimilation System-simulated soil moisture datasets for global drought analysis. *Remote Sens. Environ.* 220, 1–18.
- Liu, Z., Fu, Y.H., Shi, X., Lock, T.R., Kallenbach, R.L., Yuan, Z., 2022. Soil moisture determines the effects of climate warming on spring phenology in grasslands. *Agric. For. Meteorol.* 323, 109039.
- Liu, Z., Lv, A., Li, T., 2025. Intensified Drought Threatens Future Food Security in Major Food-Producing Countries. *Atmosphere* 16, 34.
- Lizaso, J.I., Ruiz-Ramos, M., Rodríguez, L., Gabaldon-Leal, C., Oliveira, J.A., Lorite, I.J., Sánchez, D., García, E., Rodríguez, A., 2018. Impact of high temperatures in maize: Phenology and yield components. *Field Crops Res.* 216, 129–140.
- Lloret, J., Sendra, S., García-Fernández, J., García, L., Jimenez, J.M., Lloret, J., Sendra, S., García-Fernández, J., García, L., Jimenez, J.M., 2021. A WiFi-Based Sensor Network for Flood Irrigation Control in Agriculture. *Electronics* 10.
- Loell, D.B., Roberts, M.J., Schlenker, W., Braun, N., Little, B.B., Rejesus, R.M., Hammer, G.L., 2014. Greater Sensitivity to Drought Accompanies Maize Yield Increase in the U.S. Midwest. *Science*.
- Lucas, R., Van De Kerchove, R., Otero, V., Lagomasino, D., Fatoyinbo, L., Omar, H., Satyanarayana, B., Dahdouh-Guebas, F., 2020. Structural characterisation of mangrove forests achieved through combining multiple sources of remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 237, 111543.
- Luo, M., Meng, F., Sa, C., Duan, Y., Bao, Y., Liu, T., De Maeyer, P., 2021. Response of vegetation phenology to soil moisture dynamics in the Mongolian Plateau. *CATENA* 206, 105505.
- Luo, Y., Zhang, Z., Chen, Y., Li, Z., Tao, F., 2020. ChinaCropPhen1km: a high-resolution crop phenological dataset for three staple crops in China during 2000–2015 based on leaf area index (LAI) products. *Earth Syst. Sci. Data* 12, 197–214.
- Maguire, A.J., Kobe, R.K., 2015. Drought and shade deplete nonstructural carbohydrate reserves in seedlings of five temperate tree species. *Ecol. Evol.* 5, 5711–5721.
- Mari, J.A., Sothar, R.K., Thidar, M., Mangrio, M.A., Mirjat, M.U., Katohar, I., 2024. Effect of plastic film mulch and irrigation water regimes on soil temperature pattern, plant growth and water productivity of maize. *Ecol. Front.* 44, 752–759.
- Martens, B., Miralles, D.G., Lievens, H., van der Schalie, R., de Jeu, R.A.M., Fernández-Prieto, D., Beck, H.E., Dorigo, W.A., Verhoest, N.E.C., 2017. GLEAM v3: satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture. *Geosci. Model Dev.* 10, 1903–1925.

- Meng, X., Meng, F., Chen, P., Hou, D., Zheng, E., Xu, T., 2024. A meta-analysis of conservation tillage management effects on soil organic carbon sequestration and soil greenhouse gas flux. *Sci. Total Environ.* 954, 176315.
- Miralles, D.G., Bonte, O., Koppa, A., Baez-Villanueva, O.M., Tronquo, E., Zhong, F., Beck, H.E., Hulsman, P., Dorigo, W., Verhoest, N.E.C., Haghdoost, S., 2025. GLEAM4: global land evaporation and soil moisture dataset at 0.1° resolution from 1980 to near present. *Sci. Data* 12, 416.
- Mu, H., Jiang, D., Wollenweber, B., Dai, T., Jing, Q., Cao, W., 2010. Long-term Low Radiation Decreases Leaf Photosynthesis, Photochemical Efficiency and Grain Yield in Winter Wheat. *J. Agron. Crop Sci.* 196, 38–47.
- Muñoz-Sabater, J., Dutra, E., Agustí-Panareda, A., Albergel, C., Arduini, G., Balsamo, G., Boussetta, S., Choulga, M., Harrigan, S., Hersbach, H., Martens, B., Miralles, D.G., Piles, M., Rodríguez-Fernández, N.J., Zsoter, E., Buontempo, C., Thépaut, J.-N., 2021. ERA5-Land: a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications. *Earth Syst. Sci. Data* 13, 4349–4383.
- Naorem, A., Jayaraman, S., Dang, Y.P., Dalal, R.C., Sinha, N.K., Rao, C.S., Patra, A.K., Naorem, A., Jayaraman, S., Dang, Y.P., Dalal, R.C., Sinha, N.K., Rao, C.S., Patra, A.K., 2023. Soil Constraints in an Arid Environment—Challenges, Prospects, and Implications. *Agronomy* 13.
- Niu, X., Tang, J., Chen, D., Wang, S., Ou, T., 2021. Elevation-Dependent Warming Over the Tibetan Plateau From an Ensemble of CORDEX-EA Regional Climate Simulations. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 126, e2020JD033997.
- Nouri, M., Homaei, M., Bannayan, M., Hoogenboom, G., 2017. Towards shifting planting date as an adaptation practice for rainfed wheat response to climate change. *Agric. Water Manag.* 186, 108–119.
- O'Neill, P., Entekhabi, D., Njoku, E., Kellogg, K., 2010. The NASA Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission: Overview, in: 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Presented at the 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp. 3236–3239.
- Opoku, E., Sahu, P.P., Findurová, H., Holub, P., Urban, O., Klem, K., 2024. Differential physiological and production responses of C3 and C4 crops to climate factor interactions. *Front. Plant Sci.* 15.
- Paloscia, S., Pettinato, S., Santi, E., Notarnicola, C., Pasolli, L., Reppucci, A., 2013. Soil moisture mapping using Sentinel-1 images: Algorithm and preliminary validation. *Remote Sens. Environ.* 134, 234–248.
- Pawar, S.A., Devan, R.S., Patil, D.S., Burungale, V.V., Bhat, T.S., Mali, S.S., Shin, S.W., Ae, J. E., Hong, C.K., Ma, Y.R., Kim, J.H., Patil, P.S., 2014. Hydrothermal growth of photoelectrochemically active titanium dioxide cauliflower-like nanostructures. *Electrochimica Acta* 117, 470–479.
- Peltier, D.M.P., Ogle, K., 2023. Still recovering or just remembering? To understand drought legacies, modelling choices matter. *J. Ecol.* 111, 1170–1173.
- Peng, J., Niesel, J., Loew, A., Zhang, S., Wang, J., 2015. Evaluation of Satellite and Reanalysis Soil Moisture Products over Southwest China Using Ground-Based Measurements. *Remote Sens.* 7, 15729–15747.

- Peng, J., Tang, J., Xie, S., Wang, Y., Liao, J., Chen, C., Sun, C., Mao, J., Zhou, Q., Niu, S., 2024. Evidence for the acclimation of ecosystem photosynthesis to soil moisture. *Nat. Commun.* 15, 9795.
- Piao, S., Ciais, P., Huang, Y., Shen, Z., Peng, S., Li, J., Zhou, L., Liu, H., Ma, Y., Ding, Y., Friedlingstein, P., Liu, C., Tan, K., Yu, Y., Zhang, T., Fang, J., 2010. The impacts of climate change on water resources and agriculture in China. *Nature* 467, 43–51.
- Pissolato, M.D., Martins, T.S., Fajardo, Y.C.G., Souza, G.M., Machado, E.C., Ribeiro, R.V., 2024. Stress memory in crops: what we have learned so far. *Theor. Exp. Plant Physiol.* 36, 535–565.
- Pittelkow, C.M., Linqvist, B.A., Lundy, M.E., Liang, X., van Groenigen, K.J., Lee, J., van Gestel, N., Six, J., Venterea, R.T., van Kessel, C., 2015. When does no-till yield more? A global meta-analysis. *Field Crops Res.* 183, 156–168.
- Qiu, J., Gao, Q., Wang, S., Su, Z., 2016. Comparison of temporal trends from multiple soil moisture data sets and precipitation: The implication of irrigation on regional soil moisture trend. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation, Advances in the Validation and Application of Remotely Sensed Soil Moisture - Part 2* 48, 17–27.
- Qiu, J., He, C., Liu, X., Gao, L., Tan, C., Wang, X., Kong, D., Wigneron, J.-P., Chen, D., Xia, J., 2024. Projecting dry-wet abrupt alternation across China from the perspective of soil moisture. *Npj Clim. Atmospheric Sci.* 7, 269.
- Rassl, A., Michel, D., Hirschi, M., Duguay-Tetzlaff, A., Seneviratne, S.I., 2022. Climatological Drought Monitoring in Switzerland Using EUMETSAT SAF Satellite Data. *Remote Sens.* 14, 5961.
- Řehoř, J., Brázdil, R., Rakovec, O., Hanel, M., Fischer, M., Kumar, R., Balek, J., Poděbradská, M., Moravec, V., Samaniego, L., Markonis, Y., Trnka, M., 2025. Global catalog of soil moisture droughts over the past four decades. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 29, 3341–3358.
- Řehoř, J., Trnka, M., Brázdil, R., Fischer, M., Balek, J., van der Schrier, G., Feng, S., 2023. Global hotspots in soil moisture-based drought trends. *Environ. Res. Lett.* 19, 014021.
- Reichle, R.H., Draper, C.S., Liu, Q., Girotto, M., Mahanama, S.P.P., Koster, R.D., Lannoy, G.J.M.D., 2017. Assessment of MERRA-2 Land Surface Hydrology Estimates.
- Ren, H., Wen, Z., Liu, Y., Lin, Z., Han, P., Shi, H., Wang, Z., Su, T., 2023. Vegetation response to changes in climate across different climate zones in China. *Ecol. Indic.* 155, 110932.
- Reynolds, S.G., 1970. The gravimetric method of soil moisture determination Part I A study of equipment, and methodological problems. *J. Hydrol.* 11, 258–273.
- Rodell, M., Houser, P.R., Jambor, U., Gottschalck, J., Mitchell, K., Meng, C.-J., Arsenault, K., Cosgrove, B., Radakovich, J., Bosilovich, M., Entin, J.K., Walker, J.P., Lohmann, D., Toll, D., 2004. The Global Land Data Assimilation System.
- Sage, R.F., Kubien, D.S., 2007. The temperature response of C3 and C4 photosynthesis. *Plant Cell Environ.* 30, 1086–1106.
- Schmalenbach, I., Zhang, L., Reymond, M., Jiménez-Gómez, J.M., 2014. The relationship between flowering time and growth responses to drought in the *Arabidopsis Landsberg erecta* x *Antwerp-1* population. *Front. Plant Sci.* 5.
- Schober, P., Boer, C., Schwarte, L.A., 2018. Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation.

- etation. *Anesth. Analg.* 126, 1763.
- Schoper, J.B., Lambert, R.J., Vasilas, B.L., 1986. Maize Pollen Viability and Ear Receptivity under Water and High Temperature Stress. *Crop Sci.* 26, 1029–1033.
- Sedgwick, P., 2014. Spearman's rank correlation coefficient. *BMJ* 349, g7327.
- Senapati, N., Stratonovitch, P., Paul, M.J., Semenov, M.A., 2019. Drought tolerance during reproductive development is important for increasing wheat yield potential under climate change in Europe. *J. Exp. Bot.* 70, 2549–2560.
- Seneviratne, S.I., Corti, T., Davin, E.L., Hirschi, M., Jaeger, E.B., Lehner, I., Orlowsky, B., Teuling, A.J., 2010. Investigating soil moisture–climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Sci. Rev.* 99, 125–161.
- Seneviratne, S.I., Koster, R.D., Guo, Z., Dirmeyer, P.A., Kowalczyk, E., Lawrence, D., Liu, P., Mocko, D., Lu, C.-H., Oleson, K.W., Versegny, D., 2006. Soil Moisture Memory in AGCM Simulations: Analysis of Global Land–Atmosphere Coupling Experiment (GLACE) Data.
- Serrano-León, H., Blondeel, H., Glenz, P., Steurer, J., Schnabel, F., Baeten, L., Guillemot, J., Martin-StPaul, N., Skiadaresis, G., Scherer-Lorenzen, M., Bonal, D., Boone, M., Decarsin, R., Druel, A., Godbold, D.L., Gong, J., Hajek, P., Jactel, H., Koricheva, J., Mereu, S., Ponette, Q., Rewald, B., Sandén, H., Van den Bulcke, J., Verheyen, K., Werner, R., Bauhus, J., 2025. Multiyear Drought Strengthens Positive and Negative Functional Diversity Effects on Tree Growth Response. *Glob. Change Biol.* 31, e70394.
- Seyfried, M.S., Grant, L.E., Du, E., Humes, K., 2005. Dielectric Loss and Calibration of the Hydra Probe Soil Water Sensor. *Vadose Zone J.* 4, 1070–1079.
- Shavrukov, Y., Kurishbayev, A., Jatayev, S., Shvidchenko, V., Zotova, L., Koekemoer, F., de Groot, S., Soole, K., Langridge, P., 2017. Early Flowering as a Drought Escape Mechanism in Plants: How Can It Aid Wheat Production? *Front. Plant Sci.* 8.
- Sheffield, J., Goteti, G., Wen, F., Wood, E.F., 2004. A simulated soil moisture based drought analysis for the United States. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 109.
- Sheffield, J., Wood, E.F., 2008. Global Trends and Variability in Soil Moisture and Drought Characteristics, 1950–2000, from Observation-Driven Simulations of the Terrestrial Hydrologic Cycle.
- Shi, G., Sun, W., Shangguan, W., Wei, Z., Yuan, H., Li, L., Sun, X., Zhang, Y., Liang, H., Li, D., Huang, F., Li, Q., Dai, Y., 2025. A China dataset of soil properties for land surface modelling (version 2, CSDLv2). *Earth Syst. Sci. Data* 17, 517–543.
- Shi, H., Cai, X., Hu, X., Jamal, A., Li, D., Sun, C., Liang, X.-Z., 2026. A sub-seasonal to seasonal climate forecast informed irrigation scheduling tool for the Contiguous United States. *Environ. Model. Softw.* 197, 106819.
- Singh, A., 2018. Alternative management options for irrigation-induced salinization and waterlogging under different climatic conditions. *Ecol. Indic.* 90, 184–192.
- Skelton, R.P., Brodribb, T.J., McAdam, S.A.M., Mitchell, P.J., 2017. Gas exchange recovery following natural drought is rapid unless limited by loss of leaf hydraulic conductance: evidence from an evergreen woodland. *New Phytol.* 215, 1399–1412.
- Sohrabi, M.M., Ryu, J.H., Abatzoglou, J., Tracy, J., 2015. Development of Soil Moisture Drought Index to Characterize Droughts. *J. Hydrol. Eng.* 20, 04015025.

- Song, X., Song, Y., Chen, Y., 2020. Secular trend of global drought since 1950. *Environ. Res. Lett.* 15, 094073.
- Su, Z., Yu, Z., Gu, Z., Zhao, D., Peng, J., 2025. Unravelling the hidden drivers of crop sensitivity to precipitation in the arid and semi-arid regions of Northwest China. *Agric. Water Manag.* 320, 109866.
- Swift, M.J., Izac, A.-M.N., van Noordwijk, M., 2004. Biodiversity and ecosystem services in agricultural landscapes—are we asking the right questions? *Agric. Ecosyst. Environ., Environmental Services and Land Use Change: Bridging the Gap between Policy and Research in Southeast Asia* 104, 113–134.
- Tai, S.-L., Yang, Z., Gaudet, B., Sakaguchi, K., Berg, L., Kaul, C., Qian, Y., Liu, Y., Fast, J., 2025. A 1 km soil moisture dataset over eastern CONUS generated by assimilating SMAP data into the Noah-MP land surface model. *Earth Syst. Sci. Data* 17, 4587–4611.
- Tian, R., Li, J., Zheng, J., Liu, L., Han, W., Liu, Y., 2025. Changes in vegetation phenology and its response to different layers of soil moisture in the dry zone of Central Asia, 1982-2022. *J. Hydrol.* 646, 132314.
- Toca, A., Gonzalez-Benecke, C.A., Nelson, A.S., Jacobs, D.F., 2025. Drought memory expression varies across ecologically contrasting forest tree species. *Environ. Exp. Bot.* 231, 106094.
- Torres, R., Snoeij, P., Geudtner, D., Bibby, D., Davidson, M., Attema, E., Potin, P., Rommen, B., Floury, N., Brown, M., Traver, I.N., Deghaye, P., Duesmann, B., Rosich, B., Miranda, N., Bruno, C., L'Abbate, M., Croci, R., Pietropaolo, A., Huchler, M., Rostan, F., 2012. GMES Sentinel-1 mission. *Remote Sens. Environ., The Sentinel Missions - New Opportunities for Science* 120, 9–24.
- Urban, O., Hlaváčová, M., Klem, K., Novotná, K., Rapantová, B., Smutná, P., Horáková, V., Hlavinka, P., Škarpa, P., Trnka, M., 2018. Combined effects of drought and high temperature on photosynthetic characteristics in four winter wheat genotypes. *Field Crops Res.* 223, 137–149.
- Vannest, K.J., Parker, R.I., Davis, J.L., Soares, D.A., Smith, S.L., 2012. The Theil–Sen Slope for High-Stakes Decisions from Progress Monitoring. *Behav. Disord.* 37, 271–280.
- Wagner, W., Hahn, S., Kidd, R., Melzer, T., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Figa-Saldana, J., de Rosnay, P., Jann, A., Schneider, S., Komma, J., Kubu, G., Brugger, K., Aubrecht, C., Züger, J., Gangkofner, U., Kienberger, S., Brocca, L., Wang, Y., Blöschl, G., Eitzinger, J., Steinnocher, K., Zeil, P., Rubel, F., 2013. The ASCAT soil moisture product: a review of its specifications, validation results, and emerging applications. *Meteorol. Z.*
- Wang, A., Lettenmaier, D.P., Sheffield, J., 2011. Soil Moisture Drought in China, 1950–2006.
- Wang, A., Ma, X., 2023. An overview of soil moisture drought research in China: Progress and perspective. *Atmospheric Ocean. Sci. Lett.*, “She Power” Special issue 16, 100297.
- Wang, A., Shi, X., 2019. A Multilayer Soil Moisture Dataset Based on the Gravimetric Method in China and Its Characteristics.
- Wang, C., Fu, B., Zhang, L., Xu, Z., 2019. Soil moisture–plant interactions: an ecohydrological review. *J. Soils Sediments* 19, 1–9.
- Wang, X., Yu, Q., 2005. Unbiasedness of the Theil–Sen estimator. *J. Nonparametric Stat.* 17, 685–695.
- Way, D.A., Katul, G.G., Manzoni, S., Vico, G., 2014. Increasing water use efficiency along the C

- 3 to C4 evolutionary pathway: a stomatal optimization perspective. *J. Exp. Bot.* 65, 3683–3693.
- White, C.J., Adnan, M.S.G., Arosio, M., Buller, S., Cha, Y., Ciurean, R., Crummy, J.M., Duncan, M., Gill, J., Kennedy, C., Nobile, E., Smale, L., Ward, P.J., 2025. Review article: Towards multi-hazard and multi-risk indicators – a review and recommendations for development and implementation. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.* 25, 4263–4281.
- Widtsoe, J.A., McLaughlin, W.W., 1912. *The Movement of Water in Irrigated Soils*. Utah Agricultural College Experiment Station.
- Xia, Y., Sheffield, J., Ek, M.B., Dong, J., Chaney, N., Wei, H., Meng, J., Wood, E.F., 2014. Evaluation of multi-model simulated soil moisture in NLDAS-2. *J. Hydrol.* 512, 107–125.
- Xie, L., Li, Y., Zhang, Z., Siddique, K.H.M., Song, X., 2025. Exploring the combined effects of drought and drought-flood abrupt alternation on vegetation using interpretable machine learning model and r-vine copula function. *Agric. For. Meteorol.* 370, 110568.
- Xiong, Q., Deng, Y., Zhong, L., 2018. Effects of drought-flood abrupt alternation on yield and physiological characteristics of rice. *Int. J. Agric. Biol.* Vol. 20, No. 5, 1107-1116 ref. 44.
- Xu, H., Yuan, H., Zhang, H., Jiang, S., Liu, J., 2021. The effect of drought-floods abrupt alternation on the growth and development of soybean in branching stage. *Water Sav. Irrig. Jieshui Guangai* No. 12, 70-74, 80.
- Yang, W., Guo, F., Zhang, X., Zhu, Y., Li, Z., Zhang, Z., 2025. First quasi-global soil moisture retrieval using Fengyun-3 GNSS-R constellation observations. *Remote Sens. Environ.* 321, 114653.
- Yu, G.-R., Zhuang, J., Nakayama, K., Jin, Y., 2007. Root water uptake and profile soil water as affected by vertical root distribution. *Plant Ecol.* 189, 15–30.
- Yu, M., Zhang, J., Wei, L., Wang, G., Dong, W., Liu, X., 2023. Impact of soil textures on agricultural drought evolution and field capacity estimation in humid regions. *J. Hydrol.* 626, 130257.
- Yuan, H., Peng, Z., Yang, J., Liu, J., Zhao, H., Ning, S., Xu, X., A, R., Li, H., Yuan, H., Peng, Z., Yang, J., Liu, J., Zhao, H., Ning, S., Xu, X., A, R., Li, H., 2024. Effects of Alternative Stress of Drought–Flood on Summer Maize Growth and Yield. *Water* 16.
- Zahra, N., Wahid, A., Hafeez, M.B., Ullah, A., Siddique, K.H.M., Farooq, M., 2021. Grain development in wheat under combined heat and drought stress: Plant responses and management. *Environ. Exp. Bot.* 188, 104517.
- Zeng, X., Decker, M., 2009. Improving the Numerical Solution of Soil Moisture–Based Richards Equation for Land Models with a Deep or Shallow Water Table.
- Zhang, C., Liu, J., Zhao, T., Gomez, A., Li, C., Yu, C., Li, H., Lin, J., Yang, Y., Liu, B., Lin, C., 2016. A Drought-Inducible Transcription Factor Delays Reproductive Timing in Rice. *Plant Physiol.* 171, 334–343.
- Zhang, D., Tong, S., Qi, Q., Zhang, M., An, Y., Wang, X., Lu, X., 2019. Effects of drought and re-flooding on growth and photosynthesis of *Carex schmidtii* Meinsh: Implication for tussock restoration. *Ecol. Indic.* 103, 134–144.
- Zhang, D., Zhou, G., 2016. Estimation of Soil Moisture from Optical and Thermal Remote Sensing: A Review. *Sensors* 16, 1308.

- Zhang, Ermei, Liu, Y., Zhang, J., Shi, Z., Huang, S., Liu, J., Pan, T., 2025. Uncovering the large increases of thermal units during crop phenological phases in China since 1981. *Eur. J. Agron.* 170, 127721.
- Zhang, Gengxi, Wang, H., Gan, T.Y., Zhang, S., Zhao, J., Su, X., Fu, X., Shi, L., Xu, P., Lu, M., Wang, C., 2025. A comprehensive review of recent progress on the drought-flood abrupt alternation. *J. Hydrol.* 661, 133806.
- Zhang, H., Ding, J., Wang, Y., Zhou, D., Zhu, Q., 2021. Investigation about the correlation and propagation among meteorological, agricultural and groundwater droughts over humid and arid/semi-arid basins in China. *J. Hydrol.* 603, 127007.
- Zhang, L., Xie, Y., Zhu, X., Ma, Q., Brocca, L., 2024. CIRRMap250: annual maps of China's irrigated cropland from 2000 to 2020 developed through multisource data integration. *Earth Syst. Sci. Data* 16, 5207–5226.
- Zhang, Miao, Yuan, X., Zeng, Z., Pan, M., Wu, P., Xiao, J., Keenan, T.F., 2025. A pronounced decline in northern vegetation resistance to flash droughts from 2001 to 2022. *Nat. Commun.* 16, 2984.
- Zhang, Yusen, Chen, X., Geng, S., Zhang, X., 2025. A review of soil waterlogging impacts, mechanisms, and adaptive strategies. *Front. Plant Sci.* 16.
- Zhang, Y., Kong, D., Gan, R., Chiew, F.H.S., McVicar, T.R., Zhang, Q., Yang, Y., 2019. Coupled estimation of 500 m and 8-day resolution global evapotranspiration and gross primary production in 2002–2017. *Remote Sens. Environ.* 222, 165–182.
- Zhang, Yufang, Liang, S., Ma, H., He, T., Tian, F., Zhang, G., Xu, J., 2025. A seamless global daily 5 km soil moisture product from 1982 to 2021 using AVHRR satellite data and an attention-based deep learning model.
- Zhang, Y., You, Q., Ullah, S., Chen, C., Shen, L., Liu, Z., 2023. Substantial increase in abrupt shifts between drought and flood events in China based on observations and model simulations. *Sci. Total Environ.* 876, 162822.
- Zhao, H., Zhang, L., Kirkham, M.B., Welch, S.M., Nielsen-Gammon, J.W., Bai, G., Luo, J., Andersen, D.A., Rice, C.W., Wan, N., Lollato, R.P., Zheng, D., Gowda, P.H., Lin, X., 2022. U.S. winter wheat yield loss attributed to compound hot-dry-windy events. *Nat. Commun.* 13, 7233.
- Zhao, J., Yang, X., Dai, S., Lv, S., Wang, J., 2015. Increased utilization of lengthening growing season and warming temperatures by adjusting sowing dates and cultivar selection for spring maize in Northeast China. *Eur. J. Agron.* 67, 12–19.
- Zhou, L., Zhao, W., Yang, R., Feng, H., 2020. Soil temperature modeling in topsoil with plastic film mulching and low spring temperatures. *Arch. Agron. Soil Sci.* 66, 1936–1947.
- Zhu, R., Wu, F., Zhou, S., Hu, T., Huang, J., Gao, Y., 2020. Cumulative effects of drought–flood abrupt alternation on the photosynthetic characteristics of rice. *Environ. Exp. Bot.* 169, 103901.

致谢

三十而立，学途终抵彼岸。平凡之路，幸得博士学位。感谢咬牙坚持的自己。世间美好，皆因有你们相助—每一份帮助都不是理所当然的本分，而是千金不换的情分。吃水不忘挖井人，感恩所有曾为我亮灯的人。

感谢我的导师于强研究员。在一次次深入的交流讨论中，我不仅收获了知识，更习得了宝贵的处世之道。于老师总是尽心尽力地关心和帮助每一位学生的成长。最令我钦佩的是，老师虽已至耳顺之年，却依然雷厉风行、干劲十足，这份对科研的热爱深深感染着我。于老师总是让我们相信团队的力量。在此，祝福于老师的学术与事业一路长虹。

感谢我的硕士导师刘梦云教授。至今仍记得初入科研时，刘老师对我那些初级问题的耐心解答与指导。在我硕转博之际，她给予了无私的支持；即便在博士期间，也时常关心我的进展。此外，感谢刘老师爱人张院长的热心帮助与关照。在此，祝福刘老师身体健康，一切顺利。

感谢何亮师兄。在我科研陷入困顿、进退维谷之际，师兄总是不遗余力地伸出援手，这份雪中送炭的恩情我将永远铭记。尤为钦佩的是，何师兄始终秉持‘实践导向’的科研理念，拒绝坐而论道，坚持把思考扎根在一线、落实在实处，力求做出真正有价值的成果。这份务实与担当，是我科研路上的榜样。

感谢姚宁老师。作为团队的中坚力量，姚老师总是尽心尽力地关心着我们学术与生活的每一个细节。您的付出大家都看在眼里，记在心里。向您致敬。

感谢 CSIRO 的陈超老师、罗涛博士和 Sadeeka 博士、蒋林博士。在国外交流期间，是你们的包容与支持，帮我驱散了初来乍到的迷茫与孤独。无论是在科研上的悉心指点，还是生活中的点滴关照，都让我倍感温暖。这份跨国界的学术情谊，弥足珍贵。

衷心感谢在论文开题、预答辩及最终答辩过程中，何建强老师、刘梦云老师、吴耕泓老师、何亮老师、赵福年老师、赵刚老师、冯璞玉老师，拨冗莅临指导的各位评审专家与评委老师。感谢你们提出的宝贵意见，让本论文得以不断完善。

感谢生态模拟团队—许守华老师、杨晶晶、和志豪、任凯、谭姣姣、田琪、王雪彤、姚林佳、陈森、牛文浩、陈彬、魏英楠、范馨逸、蒋露等。感谢各位，与你们共事的时间弥足珍贵！

感谢 410 学习室刘蒙蒙、杨静涵、李常成、王珂、李媛媛、郗欣、杨玉春、陈敏辉等伙伴。与你们共同学习、生活的这段日子，充满了欢声笑语，也将成为我记忆中最美好的篇章！

感谢挚友郭浩佳、靳其润、景振伟、郑玉杰、赵子璇、王珂。在我博士期间最焦虑、

最无成果的艰难岁月里，是你们的陪伴给了我坚持下去的勇气。这份恩情，铭记于心！

感谢我的父母与姐姐、姐夫。你们虽不懂我论文里的深奥公式，却用最朴实的爱与包容，为我筑起了最坚实的后盾。是你们默默扛下了生活的琐碎，替我扫清了前行的障碍，让我得以心无旁骛地投身学术。这份无声的支持，是我一路走来最大的底气。

感谢我的母校—西北农林科技大学。在这里度过的十余载光阴，不仅见证了我从青涩懵懂到独当一面的蜕变，更赋予了我立身之本。这片周塬沃土，承载了我的青春与梦想，愿母校积厚流光，永续华章。

感谢其他一直支持、包括和帮助我的各界力量！

愿我前途坦荡，快乐常在，永远充满活力。希望能一步一个脚印，终有一日，敢与日月争辉！

李鹏

二零二六年五月于 陕西西农

个人简历

个人简介

李鹏，男，汉族，山西灵石人，中共党员。

2022.07-2026.06，西北农林科技大学资源环境学院土地资源与空间信息技术专业，硕博连读博士阶段，攻读农学博士学位，师从于强研究员。

2023.09-2024.09，澳大利亚 CSIRO Agriculture & Food, 联合培养博士，合作导师 Chao Chen。

2019.09-2022.06，西北农林科技大学资源环境学院土地资源与空间信息技术专业，硕博连读硕士阶段，师从刘梦云教授。

2015.09-2019.06，西北农林科技大学资源环境学院地理信息系统专业，攻读理学学士学位。

论文发表

[1] **Li Peng** et al. (2026) When Floods Heal or Harm After Drought: Three Archetypes of Maize Photosynthetic Response to Drought-to-Flood Transitions Across China. *Agricultural Water Management*. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2026.110381> (IF=6.5)

[2] **Li Peng**, He Liang*, Wang Xuotong, Ding Eermao, Yu Qiang* (2025). How reliable are long time-series reanalysis and model-based soil moisture products for agricultural soil water stress monitoring? Insights from a five-dataset evaluation across China. *Agricultural Water Management*, 320, 109845. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2025.109845> (IF=6.5)

[3] **Li Peng**, Wang Jing, Liu Mengmeng, Xue Zenghui, Bagherzadeh Ali, Liu Mengyun*(2021). Spatio-temporal variation characteristics of NDVI and its response to climate on the Loess Plateau from 1985 to 2015. *Catena*, 203, 105331. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105331> (IF=5.7)

[4] **Li Peng**, He Liang*, Wang Xuotong, Zhao Mengfan, Li Fan, Jin Ning, ... & Yu Qiang* (2025). The Forecasting Yield of Highland Barley and Wheat by Combining a Crop Model with Different Weather Fusion Methods in the Study of the Northeastern Tibetan Plateau. *Atmosphere*, 16(5), 551. <https://doi.org/10.3390/atmos16050551> (IF=2.3)

获奖情况

2023年07月，获2023年国家建设高水平大学公派研究生项目资助（CSC国家公派）
2021年，获国家奖学金。