

分类号：
学号：20232010033

密级：
单位代码：10759

石河子大学

硕士学位论文



基于机器学习的气候变化对新疆冬小麦产量影响研究

学位申请人	方佳敏
指导教师	刘洪光 正高级实验师
申请学位门类级别	工学硕士
学科、专业名称	农业工程
研究方向	农业水土工程
所在学院	水利建筑工程学院

中国·新疆·石河子
2026年5月

分类号：
学号：20232010033

密级：
单位代码：10759

石河子大学

硕士学位论文



基于机器学习的气候变化对新疆冬小麦产量影响研究

学位申请人	方佳敏
指导教师	刘洪光 正高级实验师
申请学位门类级别	工学硕士
学科、专业名称	农业工程
研究方向	农业水土工程
所在学院	水利建筑工程学院

中国·新疆·石河子
2026年5月

**Study on the Impact of Climate Change on Winter Wheat Yield in
Xinjiang Based on Machine Learning**

A Dissertation Submitted to

Shihezi University

In Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Engineering

By

Fang Jia-Min

(Agricultural Engineering)

Dissertation Supervisor: Liu Hong-guang

May,2026

石河子大学学位论文独创性声明及使用授权声明

学位论文独创性声明

本人所提交的学位论文是在我导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明并表示谢意。

研究生签名：方程敏

时间：2026年5月21日

使用授权声明

本人完全了解石河子大学有关保留、使用学位论文的规定，学校有权保留学位论文并向国家主管部门或指定机构送交论文的电子版和纸质版。有权将学位论文在学校图书馆保存并允许被查阅。有权自行或许可他人将学位论文编入有关数据库提供检索服务。有权将学位论文的标题和摘要汇编出版。保密的学位论文在解密后适用本规定。

研究生签名：方程敏

时间：2026年5月21日

导师签名：刘洪亮

时间：2026年5月21日

摘要

目的: 在全球气候变暖的背景下,冬小麦生产面临产量波动风险,机器学习技术为解析气候因子耦合影响机制提供了新途径。目前,基于机器学习方法量化气候变化对冬小麦产量影响并揭示其关键驱动因子的作用机理仍需深入探究。

方法: 基于 1989~2023 年冬小麦生育期观测数据及第六次国际耦合模式比较计划 (CMIP6) 框架下 16 个全球气候模式 (GCMs) 2024~2100 年的数据,依据生育期积温 (GDD) 将研究区划分为四个气候区,对应北疆至南疆的热量梯度。构建包含产量数据、气候数据的面板数据集,利用机器学习模型进行气候因子对冬小麦产量的影响分析以及未来的产量预测,通过 SHapley Additive exPlanations (SHAP) 框架明晰各气候因子的特征重要性。

结果: (1) 揭示了冬小麦生育期长期与极端气候指数的时空变化特征。历史时期,新疆冬小麦生育期 GDD 显著上升且区域三、四高于区域一、二,降水量 (Pr) 呈“北多南少”格局,太阳辐射 (SR) 区域三、四高于区域一、二。未来时期,GDD 和 Pr 持续增加且 SSP5-8.5 情景下增幅最大,SR 整体下降。极端温度指数呈现一致增暖趋势,2061~2100 年变化幅度显著扩大,区域三、四暖事件日数增加尤为显著;极端降水指数整体增强,远期强降水指标随排放强度增加显著上升,降水强度增大、极端性增强。新疆整体气候呈现“暖湿化”趋势。

(2) 明晰了长期气候和极端气候对新疆冬小麦产量的影响。与基准期 (1989~1998 年) 相比,1999~2023 年长期气候变化导致产量整体下降 0.59%,但区域一、二增产 (1.05%~5.47%)、区域三、四减产 (1.89%~3.00%)。极端温度整体变化导致冬小麦增产 0.63%,暖夜指数 (TN90p) 和冷指数 (TN10p、TX10p) 均对产量产生负效应,但暖昼指数 (TX90p) 缓解了部分负效应;极端降水变化导致产量整体下降 0.86%,单日最大降水 (RX1day) 超过 16mm 时产量显著下降,降水强度 (SDII) 和极端强降水 (R95p) 则有利于产量提升。

(3) 识别了影响新疆冬小麦的关键气候因子及其演变特征。历史时期 GDD 为四个区域首要驱动因子。未来情景下,区域一、二极端低温指标 (TX10p, TN10p) 重要性系统性上升,区域二 SR 在高排放情景下跃升为首要因子,区域三、四 TX90p 占据绝对核心地位且随排放强度持续强化,形成“高温为主、复合极端温度波动”的气候格局。与历史时期相比,降水的重要性相对下降。

(4) 明确了未来新疆冬小麦产量的变化趋势。2024~2100 年产量呈“先升后降”趋势,2060 年为关键转折点;2024~2060 年各区域普遍增产,2061~2100 年部分县域出现负增长,SSP5-8.5 情景下区域二减产达 9.42%。随排放强度增加,产量变异系数上升,稳产性显著下降。

结论: 新疆冬小麦呈现“北疆增产、南疆减产”的区域分异格局,未来产量将于 2060 年迎来“先升后降”转折点,高排放情景下稳产性显著下降,需因地制宜制定差异化适应策略。

关键词: 冬小麦; 产量; 长期气候; 极端气候指数; 机器学习

Abstract

Objective: Against the backdrop of global warming, winter wheat production faces risks of yield fluctuations. Machine learning technologies offer new avenues for deciphering the mechanisms of multi-factor coupling effects. Currently, further research is needed to quantify the extent of climate change impacts on winter wheat yields and elucidate the underlying mechanisms of key driving factors using machine learning approaches.

Method: Based on phenological observation data for winter wheat from 1989 to 2023 and data from 16 global climate models (GCMs) under the CMIP6 framework for the period 2024–2100, the study area was divided into four climatic zones according to growing degree days (GDD), corresponding to the thermal gradient from Northern Xinjiang to Southern Xinjiang. A panel dataset comprising yield and climate data was constructed. Machine learning models were employed to analyze the impact of climatic factors on winter wheat yield and to forecast future yields, with the SHAP framework used to clarify the feature importance of each climatic factor.

Results: (1) This study reveals the spatiotemporal evolution characteristics of long-term and extreme climate indices during the winter wheat growing season. Historically, accumulated degree days (GDD) for winter wheat growth in Xinjiang showed significant increases, with Regions III and IV exceeding Regions I and II. Precipitation (Pr) exhibited a “north-high, south-low” pattern, while solar radiation (SR) was higher in Regions III and IV than in Regions I and II. For the future period (2024~2100), GDD and Pr will continue to rise, with the largest increases under the SSP5-8.5 scenario, while SR will decrease overall. Extreme temperature indices show consistent warming trends, with amplified changes occurring between 2061 and 2100. Regions III and IV exhibit particularly pronounced increases in warm event days. Extreme precipitation indices strengthen overall, with long-term heavy precipitation indicators rising significantly as emission intensity increases. Precipitation intensity and extremes intensify, reflecting a “warmer and wetter” pattern.

(2) The effects of long-term climate and extreme climate on winter wheat yield in Xinjiang were clarified. Compared with the baseline period (1989 ~ 1998), the long-term climate change in 1999 ~ 2023 led to an overall decrease in yield by 0.59 %, but increased yield in regions 1 and 2 (1.05 % ~ 5.47 %) and decreased yield in regions 3 and 4 (1.89 % ~ 3.00 %). The overall change of extreme temperature increased the yield by 0.63 %. The warm night index (TN90p) and cold index (TN10p, TX10p) had negative effects on the yield, but the warm day index (TX90p) alleviated some negative effects. Extreme precipitation changes led to an overall decrease of 0.86 % in yield. When the maximum daily precipitation (RX1day) exceeded 16 mm, the yield decreased significantly. Precipitation intensity (SDII) and extreme heavy precipitation (R95p) were beneficial to yield increase.

(3) Key climatic factors affecting winter wheat in Xinjiang and their evolutionary characteristics were

identified. During the historical period, GDD was the primary driving factor across all four regions. Under future scenarios, the importance of extreme low-temperature indicators (TX10p, TN10p) in Regions 1 and 2 will systematically increase. In Region 2, SR will emerge as the primary factor under high-emission scenarios, while TX90p will occupy an absolute central position in Regions 3 and 4 and continue to intensify with increasing emission levels, forming a climate pattern characterized by “dominant high temperatures and complex fluctuations in extreme temperatures.” Compared to the historical period, the importance of precipitation will relatively decline.

(4) The future trends in winter wheat yield in Xinjiang have been clarified. From 2024 to 2100, yields follow a “rise-then-fall” trend, with 2060 serving as a critical turning point; yields generally increase across all regions from 2024 to 2060, while some counties experience negative growth from 2061 to 2100, with Region 2 seeing a yield reduction of up to 9.42% under the SSP5-8.5 scenario. As emission intensity increases, the coefficient of variation in yield rises, and yield stability declines significantly.

Conclusion: Winter wheat production in Xinjiang exhibits a regional divergence characterized by increased yields in Northern Xinjiang and decreased yields in Southern Xinjiang. Future yields are projected to reach a turning point in 2060, with an initial increase followed by a decline. Under a high-emission scenario, yield stability will decline significantly, necessitating the development of tailored adaptation strategies based on local conditions.

Key words: winter wheat; yield; long-term climate; extreme climate index; machine learning

目录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与研究意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 CMIP6 气候模式的应用研究进展.....	2
1.2.2 长期气候和极端气候事件的时空变化研究.....	3
1.2.3 气候变化对作物生长和产量的影响.....	5
1.2.4 机器学习在作物产量研究中的应用.....	7
1.3 目前存在的问题.....	9
1.4 研究目标、内容与技术路线.....	9
1.4.1 研究目标.....	9
1.4.2 研究内容.....	9
1.4.3 技术路线.....	10
第 2 章 材料与方法.....	12
2.1 研究区概况.....	12
2.2 数据来源与处理.....	13
2.2.1 气象数据.....	13
2.2.2 产量数据.....	16
2.2.3 数据处理.....	17
2.3 研究方法.....	18
2.3.1 趋势检验.....	18
2.3.2 多重共线性检验.....	19
2.3.3 气候指数与产量的响应关系.....	20
2.3.4 机器学习算法.....	22
2.3.5 模型率定和验证.....	24
2.3.6 变异系数.....	24
2.3.7 气候指数的重要性分析.....	25
2.3.8 不确定分析.....	25
第 3 章 冬小麦生育期长期与极端气候指数的时空变化.....	26
3.1 结果分析.....	26
3.1.1 CMIP6 统计降尺度与偏差矫正结果评价.....	26
3.1.2 历史与未来时期冬小麦生育期长期气候指数的时空变化.....	27

3.1.3 历史与未来时期冬小麦生育期极端温度指数的时空变化.....	32
3.1.4 历史与未来时期冬小麦生育期极端降雨指数的时空变化.....	38
3.2 讨论.....	44
3.3 本章小结.....	45
第 4 章 基于机器学习的冬小麦产量对气候变化响应分析.....	47
4.1 结果与分析.....	47
4.1.1 机器学习模型构建与评价.....	47
4.1.2 长期气候变化对冬小麦产量的影响.....	48
4.1.3 极端温度指数变化对冬小麦产量的影响.....	50
4.1.4 极端降水指数变化对冬小麦产量的影响.....	52
4.2 讨论.....	54
4.3 本章小结.....	56
第 5 章 未来气候情景下冬小麦产量预测及影响因子演变.....	58
5.1 结果与分析.....	58
5.1.1 未来新疆冬小麦产量变化的时空分布.....	58
5.1.2 新疆冬小麦产量关键气候驱动因子的演变.....	62
5.1.3 模型模拟中的不确定性.....	65
5.2 讨论.....	66
5.2.1 未来新疆冬小麦产量的时空变化格局.....	66
5.2.2 关键气候驱动因子的演变与区域差异.....	67
5.2.3 模型不确定性的来源与影响.....	67
5.3 本章小结.....	68
第 6 章 结论与展望.....	69
6.1 结论.....	69
6.2 展望.....	71
参考文献.....	72
致谢.....	84
作者简介.....	85

第1章 绪论

1.1 研究背景与研究意义

农业生产与气候密不可分，且气候因素是粮食生产过程中的关键因素^[1]。随着全球人口数量的攀升和人民生活水平的提高，对粮食的需求在持续增长。根据联合国粮食及农业组织等多个国际机构于4月24日共同发布的《2024年全球粮食危机报告》，2023年，全球范围内共有59个国家和地区，约2.816亿人面临严重的粮食不安全威胁^[2]。而自前工业时代以来，温室气体浓度的增加导致了全球变暖，21世纪的全球地表温度比工业革命前期上升了约1°C，观察到的极端天气事件的频率和强度也在增加，对农业的影响也在加剧^[3]。因此探究气候变化对农作物产量的影响，是满足人民日益增长的粮食需求的关键前提。

小麦作为保障粮食安全的主要作物，为不断增长的人口提供重要的热量和营养物质^[4]。气候变化倾向于增加小麦生育期内极端气候事件的发生频率和强度，最终影响小麦的产量和品质^[5,6]。有研究表明不考虑二氧化碳(CO₂)的施肥作用和人为的农业适应性措施，温度每升高1°C将导致全球小麦产量平均减少约5.7%^[7]。不同地区的气候主导因素存在差异。在历史气候条件下，预计北方大部地区的高温胁迫将导致小麦减产2.0~4.0%，而降水偏多是制约我国长江中下游地区冬小麦产量的主要气候因子^[8]。新疆作为中国重要的粮食生产基地，小麦的种植面积占粮食作物总种植面积的40%~60%，冬小麦播种面积已占全区小麦总面积的70%以上^[9,10]。国家对新疆粮食发展的战略要求是“区内结余、供给国家”，因此，提升新疆粮食生产的系统稳定性和气候韧性，亦是维护国家粮食安全体系的关键环节。由于新疆地域广阔、气候多样的特点，各地农业气候资源差异较大，气候资源的变化对不同地区生产潜力的影响程度有所不同。因此，对新疆冬小麦主产区进行详细的农业气候区域划分，能够为不同区域匹配差异化的种植方案与气候适应策略，这对于新疆地区优化农业生产布局 and 应对全球气候变化具有重要意义。

长期气候变化和极端气候事件具有显著的时空异质性，且随着全球变暖呈现加剧趋势，如何准确评估大尺度气候变化和极端气候事件对农作物产量的影响，并对已发生的不利影响或新的变化及时做出适应性调控，是当前国内外学者的研究热点^[11,12]。大尺度的区域分析可以揭示区域间气候适应潜力的差异，这类研究往往需要处理大量的数据^[13]。

^{14]}。而基于过程的作物机理模型对品种参数、土壤理化性质及田间管理记录等输入数据的完整性要求严苛，在区域尺度应用中常面临数据缺失的情况，使其难以满足大尺度分析的需求^[15]。同时，大多数作物模型在极端气候条件下模拟作物生产的能力仍然有限。近年来，随着机器学习方法在农业研究中的广泛应用，其强大的数据驱动特性为解决这一难题提供了新的研究范式。机器学习方法能够直接从气候-产量数据中挖掘复杂的非线性响应关系^[16]，为量化评估气候变化对作物产量的影响提供了更高效、更灵活的分析工具。

本研究立足于国家粮食安全保障和气候韧性农业发展的需求，针对新疆冬小麦生产面临的气候变化挑战，通过整合多源气候数据与机器学习方法，系统解析不同气候情景下冬小麦产量的响应机制。具体而言，通过历史观测数据构建气候-产量响应模型去量化各气候因子的贡献度及其空间异质性，通过 CMIP6 多模式集合模拟未来气候变化对产量的潜在影响并揭示关键气候胁迫因子的演变特征。研究将挖掘冬小麦适应气候变化以提升产量的潜力。研究成果对保障区域粮食安全和增强农业生产的气候韧性具有重要意义。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 CMIP6 气候模式的应用研究进展

为了加深对全球气候变化的科学认知，世界气候研究计划（WCRP）主导实施了国际耦合模式比较计划（CMIP）。而为了理解和预测过去、现在和未来的气候变化，CMIP 项目收集并比较各种全球气候模式的模拟结果。全球共有 30 多个机构参与到国际耦合模式比较计划中，目前该计划已经发展到了第六阶段。这些机构在 CMIP 的框架下，建立理想化实验场并开发出各种实验结果^[17]。过去，许多研究都是集中在使用 CMIP5 模式模拟区域气候变化上。基于 CMIP5 全球气候模式在 RCPs 情景下的预估结果表明，中国地区的温度和降水都将有所增加，北方增幅大于南方，且冬季温度增幅大于夏季，高排放情景下的增幅大于低排放情景^[18, 19]。进一步的分析表明，未来降水总量的增长主要归因于降水强度的增强，而非降水频率的增加^[20]。熬雪等^[21] 利用 CMIP5 气候模式对 21 世纪东北地区温度变化趋势进行了预估，结果表明该区域年均温及季节性温度均将呈现上升态势；其中，冬季与秋季的升温幅度较为显著，而夏季的温度增幅则相对有限。Yao 等^[22] 采用全球气候模式（GCM）结合统计降尺度方法对中国未来干旱演变进行了预估，结果显示全国范围内干旱风险将持续加剧。部分研究指出 CMIP5 模式存在与地形相关的冷/湿偏差、对东南至西北降水梯度存在低估，以及存在对中国区域温度和降水

年际变率高估等问题，且上述偏差在不同情景模式间表现出显著的差异性^[19, 23, 24]。因此，气候模式的模拟性能及其对未来气候变化的预估能力，已成为学界关注的核心问题。

第六阶段耦合模式比较计划于 2016 年正式启动，相较于 CMIP5，该阶段纳入了更多数值模式，构建了更为丰富的试验方案，并提供了海量的模拟数据集^[25]。CMIP6 对各类区域极端降水的模拟改进程度不尽相同，其中气候平均态和年际变率等方面在干旱区取得了显著进步，对极端降雨的模拟精度亦有整体提升。部分研究借助 CMIP6 资料对东亚季风气候展开评估与预估，发现相较于 CMIP5，CMIP6 在平均温度、降水及极端温度、降水事件的模拟方面均呈现出普遍性改善^[26, 27]。同时，CMIP6 模式间的离散度有所减小，冷偏差以及对东南—西北方向降水梯度的低估现象亦有所缓解^[28]，且多模式集合方法能够有效降低单一模式的不确定性，其模拟效果优于绝大多数独立模式。Zexu 等^[29]选取了 12 个极端气候指数(ECIs)来表征小麦关键物候阶段容易发生的气候事件，并从 CMIP6 中选择了 18 个全球气候模型(GCM)，以分析这些 ECIs 在未来共享社会经济路径(SSP)的四种排放情景下的时空特征和趋势，结果表明集成不同 GCM 的结果，可以提高 ECI 的投影精度。目前，CMIP6 项目仍在运行中，未来将持续输出并共享全球最新的气候模式模拟数据，以支持相关的气候变化研究。

1.2.2 长期气候和极端气候事件的时空变化研究

全球变暖背景下，长期气候变化与极端气候事件的时空演变特征已成为气候学及相关交叉学科领域的核心研究议题^[30]。长期气候变化表现为温度、降水等要素的趋势性变化过程，极端气候事件包括热浪、暴雨、干旱等突发性天气现象，二者在物理机制层面存在紧密关联，共同对农业生产活动产生深远影响^[31]。气候变化从根本上改变了温度、降水、湿度等气象要素的时空分布格局，其中温度与降水的变化特征表现得最为显著。根据 1948—2016 年的观测数据，全球约 94.2%的陆地区域年平均气温呈上升趋势，其中 87.0%的区域通过了显著性检验，且这种升温趋势在未来仍将持续^[32]。针对中国区域的研究显示，全国年均气温与积温均呈现显著上升趋势，农业热量资源条件由此获得明显改善^[33]。空间分布上，气温总体呈现由东南向东北及西北递减的格局，降水量则表现为东南丰沛、西北稀少的特征^[34]。全球陆地和海洋的总降水量呈现上升趋势，尤其是高纬度地区的增幅最为显著^[35]。

IPCC 报告显示，极端气候事件是指在特定地区和时间范围内，天气或气候变量超过（或低于）特定阈值的现象^[36]。与一般气候相比，这些极端气候事件会对社会经济损失产生较大的影响^[37, 38]。在全球气候变暖的背景下，极端气候事件的发生频次与强度都发生了显著的变化。同时，在大气环流形势、地理位置等因素的共同作用下，全球极端气候事件的空间分布格局呈现显著的地域分异特征。目前，关于极端气候事件的研究主

要依赖极端气候指数法与标准定义法。其中,由气候变化检测与极端气候事件指标专家组(Expert Team on Climate Change Detection and Indices, ETCCDI)基于百分位阈值、绝对及相对临界值等统计方法,利用逐日气温与降水数据建立的27项极端气候指数,已成为学界广泛应用的量化工具。该类指数主要聚焦于气候变化背景下极端气候事件发生概率及频次的演变特征,已被广泛应用于全球各地极端气候变化的观测分析与未来预估研究之中^[39, 40]。

国内外学者针对不同时间尺度与空间范围开展了极端气候事件的系统研究,取得了丰硕成果。在极端温度事件方面,全球尺度研究表明:近数十年来,极端低温事件发生频次呈递减态势^[41],而极端高温事件则呈增多趋势,且其强度持续增强^[42],这与全球变暖的总体趋势相吻合。在区域尺度上,Choi等学者对1955—2007年亚太网络十个国家的极端温度时空演变规律进行了分析,发现1988—2007年间暖夜(暖日)的变化速率相比于整个研究时段分别高了1.8倍(3.4倍)^[43]。我国的气温趋势与全球变化趋于一致,但在时空变化上存在显著差异,北方增温速率明显大于南方地区,西部地区增温速率又大于东部地区^[44, 45]。曹晴等^[46]基于1960—2017年全国554个气象站观测资料,对中国的极端气候要素的时空演变趋势进行了分析,结果显示高原及山地地形区对温度变化响应更为敏感。You等^[47]利用1961—2003年中国303个气象站逐日观测记录,探讨了极端气候指数的时空分布特征及其与大尺度大气环流系统的关联。结果表明,平均气温上升速率为 $0.27^{\circ}\text{C}\cdot 10\text{a}^{-1}$,且极端温度指数与年平均气温具有显著相关性。由于不同地理单元对气候变化的响应敏感度存在差异,学界针对各类区域开展了大量专项研究。董思言等^[48]利用CMIP6气候模式探究新疆未来的气候趋势,研究表明,与1995—2014年相比,在SSP2-4.5情景下,新疆大部地区平均年极端高温都将升高 1.0°C 以上,新疆西南部地区的增温幅度最明显。Tong等^[49]基于1960~2017年内蒙古地区的气象观测数据,分析该区域极端气候的演变特征。结果显示:表征偏暖的指数呈显著上升趋势,而表征偏冷的指数则与表征偏暖的指数呈相反趋势,且夜间升温幅度高于日间。上述研究成果揭示了极端温度事件空间分布的非均一性特征,以及部分区域极端温度事件发生频次与强度的增强态势。

全球气候变暖不仅改变了极端温度事件的发生频次与强度,同时,伴随温度升高,地表蒸发作用增强,大气水汽含量上升,进而加速了水循环过程,导致极端降水事件的发生频率与强度亦显著增加^[50]。然而,与极端温度事件对比,极端降水变化与全球变暖的在空间关联性上较弱,空间异质性显著,且其演变趋势更为复杂。在国外,Karagiannidis等^[51]指出欧洲大部分区域的极端降雨事件呈减少态势,且海拔对极端降雨事件发生频次具有正向作用。Lupikasza等^[52]对波兰极端降水的趋势幅度及空间演变特征进行了分析,结果表明,夏季是趋势通过显著性检验最多的季节,且以下降趋势为主。Frich等^[39]针对20世纪后半叶全球极端事件变化开展了相关研究,发现极端降水指数表现出

较为复杂的演变格局,但其发生频率与强度均呈显著上升态势。Ezaz 等^[53] 的研究表明,孟加拉国连续无雨日数呈增加趋势,而年降水日数则呈减少趋势,极端降水趋势与地形条件及距海远近存在显著的空间依赖性。国内研究方面,越来越多的证据显示中国不同区域极端降水变化具有显著的非均衡性。研究表明,在华南及西北区域极端降水事件呈增加态势,而在华北、华中及东北区域则呈相反趋势,像新疆南疆等西北西部地区的盆地夏季降水的增加趋势尤为明显。施雅风等^[54] 研究表明,中国西北部地区降雨呈增多趋势,西北地区(尤其是新疆)气候可能正由暖干向暖湿转型。Tong 等^[49] 通过对内蒙古极端气候事件时空演变特征的研究,发现该区域极端降水指数总体呈轻微下降态势。此外,随着单一型极端事件频发,其间的相互作用进一步推高了复合型极端事件的发生频率^[55]。Wang 等^[56] 基于陕西省 21 个雨量站 1961—2017 年的逐日降水资料,对降水量变化趋势进行分析,结果显示陕西省降水呈现集中度较高,年际降水分配不均的特征。现有的研究表明,气候变化的区域差异性显著。因此,有必要针对新疆这类气候敏感区,系统开展长期气候与极端气候事件的时空演变研究,以深化对该区域气候规律的认识,从而为理解气候变化如何影响农作物生产奠定基础。

1.2.3 气候变化对作物生长和产量的影响

气候变化的主要体现在全球平均气温显著上升、降水模式改变、极端天气事件频率与强度增加等方面^[3]。已有研究指出,作物物候期及产量对气候变率具有高度敏感性,其生长发育进程与产量形成过程直接受气象要素驱动^[57, 58]。除气温、降水、辐射等长期气候因子被证实是决定区域作物生产力的关键要素外^[59, 60],全球变暖所带来的极端气候事件的增加进一步加剧了区域农业生产的脆弱性和不确定性,对粮食安全构成威胁^[61]。

在探究气候变化对作物的影响时,气温一直是国内外学者的研究重点,一方面是由于目前全球增温的大趋势,另一方面是温度可以通过调节作物的光合作用、呼吸作用与物质转换等过程来影响作物的生长发育进程^[62, 63]。Asseng 等^[64] 基于 20 个不同小麦生长模型的模拟结果,发现温度每升高 1℃,全球小麦产量将降低 6.0%,且该效应的时空不确定性随尺度扩展而增大。已有研究证实,气温持续上升导致大气蒸气压亏缺呈指数增长,已成为诱发作物干旱死亡的关键驱动因子^[65],气温上升和降水模式的改变会影响区域的作物蒸散量,从而影响作物的生长和产量^[66, 67]。降雨模式的改变主要体现在空间和时间分布的不均匀性^[68]。相关研究发现,在中国及印度,降水变率是导致小麦产量波动的主导气候因子^[69, 70]。特别是发生在关键生育期的极端降雨事件,会对作物生长发育造成损害^[71];过量降水易诱发赤霉病及穗发芽现象,二者均会降低冬小麦籽粒品质^[72]。Song 等^[69] 研究表明,中国约 44%的产量下降与过量降水相关,且冬小麦产量波动主要

受5月份降水过多的影响。作为驱动作物生长发育的核心气候因子,太阳辐射影响着光合作用效率以及光周期诱导等过程。在适宜光照范围内,辐射强度与作物的生长发育速率呈正相关,而有效辐射量的减少会直接导致作物减产^[73, 74]。但气候变化对作物产量的影响并非单一的负面效应,而是呈现高纬度地区潜在生长季延长与全球主产区频繁遭受极端高温胁迫并存的复杂格局^[75, 76]。Lobell 等^[77]研究发现,1980—2001年间墨西哥小麦生育期夜间温度降低,促使该国小麦产量提升25%。Nicholls 等^[78]分析了1952—1992年气候变化趋势对澳大利亚小麦产量的影响,研究指出最低温度是影响产量的最关键因子,气候变化使小麦产量增加30%—50%。Wei 等^[79]基于1980—2008年中国各省份的统计资料,探讨了温度与降水对主要粮食作物产量的影响,结果表明温度的变化对小麦产量的贡献率为1.3%。相关研究表明,气候变暖对中国绝大部分地区冬小麦产量具有促进作用^[80, 81]。近30年来,冬小麦全生育期内的最高温度在中国黄淮海平原地区呈上升趋势,对气候产量产生负面影响;而最低温度的上升则对气候产量产生正面效应,有利于小麦产量的提高^[82]。

气候变暖背景下,世界多国小麦抽穗期与开花期均呈现显著提前态势。黄娟等^[9]研究表明,温度每升高1℃,新疆冬小麦营养生长期日数比均值延长0.76%,而生殖生长期日数则缩短1.65%。西班牙的研究显示,气候变暖使该国小麦等冬播作物春季物候普遍提前,而玉米等夏播作物物候期变化不明显^[83]。DWIVEDI 等^[84]指出,小麦花期内平均气温的上升将导致籽粒灌浆期缩短8.6—12.6天,千粒重会降低17%—39%,产量下降18%—34%。HAN 等^[85]分析了1980—2020年平均气温、辐射及降水对中国小麦产量的影响,发现各气象因子对产量的影响存在显著空间异质性,具体效应取决于气候变化速率,气候变化对中国不同区域小麦产量变化的贡献率为16.7%—26.1%。温度对作物生长的效应方向主要取决于环境温度是否突破作物最佳生长阈值。ZHAO 等^[86]研究表明,华北平原小麦产量与降水、辐射及CO₂浓度呈正相关,而与温度呈负相关,气候变化与产量响应在不同站点间差异显著。Wang 等^[87]认为,尽管未来气候变化可能对南澳大利亚州及维多利亚州小麦生产有利,但至21世纪末全国尺度上小麦产量仍将下降。ZHU 等^[88]将 APSIM 模型与经验统计方法结合,分析了1960—2010年华北平原小麦产量与气象因子的关系,发现产量与最低温度、太阳辐射及降水呈正相关,最低温度升高有利于增产,但部分区域增温的正面效应被太阳辐射减少所抵消。

气候变暖导致全球80%以上区域的极端高温事件发生频次与强度显著增加,并引发了前所未有的全球性极端气候事件^[89]。VOGEL 等^[31]指出,平均气候态与极端气候因子共同解释了全球作物产量变异的20%~49%,其中极端气候因子的独立贡献为18%~43%。Schierhorn^[90]研究表明,极端气候可解释乌克兰小麦产量波动的36%~40%。近期研究强调,生长季极端高温正对全球小麦生产构成严重威胁,而小麦生长期极端低温事件的胁迫压力则呈降低趋势^[29]。Andrea 等^[91]采用三种简易干旱指数和两种高温胁迫指数分

析极端气候事件与德国冬小麦产量的变异相关性, 研究表明, 近 30 年来, 高温与干旱指数与产量偏差的相关性持续增强, 不同指数对各地区产量波动的解释力存在显著时空差异。研究表明, 小麦对极端气候的敏感性与抗性随生育阶段的变化呈现显著差异, 植株遭遇高温胁迫的发育时期决定了最终减产程度; 开花前后即使短暂的热胁迫也会导致产量大幅缩减^[92]。持续升温将促使作物早熟并加速叶片衰老进程, 短期高温胁迫易使生境温度突破作物耐受阈值, 进而造成产量损失^[93]。此外, 小麦生育中期也易受低温冷害影响, 籽粒产量随霜冻日数增多而下降^[94]。BAI 等^[95]指出, 华北平原低温冷害对产量的负面效应在冬小麦开花期及花后高温胁迫时期显著高于其他类型极端事件; 或在播种至开花前期间, 低温冷害对产量的负面效应显著高于其他类型极端事件。相较于极端温度, 极端降水对作物产量的效应较弱且不确定性较大^[96]。亦有研究认为, 极端降水对产量的影响具有双向性, 具体效应因地理条件而异^[97]。上述结果表明, 长期气候变化与极端气候事件对作物生产和生长环境的影响已取得较多研究成果, 但不同地区差异显著。另外, 由于作物生长季中极端气候事件的出现时间上高度随机且在空间上分布不均, 致使现阶段基于极端气候变率的作物生长建模与产量预测仍存在较大的不确定性空间。

1.2.4 机器学习在作物产量研究中的应用

近年来, 在作物产量预测方面, 国内外专家针对不同的机器学习算法在不同作物和不同的应用场景的模型表现开展了大量的研究。例如, Cai 等^[98]融合遥感与气候数据, 采用机器学习方法对澳大利亚小麦产量进行估算, 模型拟合效果良好 ($R^2 = 0.75$)。Zeng 等^[99]以美国中西部的 12 个州的 959 个县为研究区域, 预测 2003 到 2020 年大豆产量的变化, 结果表明在相同输入条件下, XGBoost 模型性能优于线性回归 (LR)、随机森林 (RF)、k 近邻 (KNN)、人工神经网络 (ANN)、支持向量回归 (SVR)、长短期记忆网络 (LSTM) 及深度神经网络 (DNN) 等其他县级大豆产量预测模型。Sana 等^[100]以巴基斯坦南部地区为研究区预测 1991–2021 年间的小麦产量, 采用了两种非线性模型算法, 即随机森林 (RF) 和 SVM 以及一种线性模型 LASSO 以找出两种情况下的最佳算法, 结果显示 RF 模型的结果优于其他模型。Leng and Hall^[101]以美国为研究区, 分别采用传统线性回归模型与随机森林模型对 1980–2010 年玉米产量变化进行预测。结果表明, 随机森林模型 ($r=0.93$, $RMSE=246$ kg/ha) 的模拟精度显著优于线性回归模型 ($r=0.51$, $RMSE=506$ kg/ha)。Li 等^[102]利用人工神经网络(ANN) 技术模拟了美国中西部和太平洋地区的玉米和大豆的产量, 结果发现 ANN ($r=0.73\sim 0.97$, $RMSE = 518\sim 1281$ kg/ha) 比多元回归 ($r=0.5\sim 0.93$, $RMSE=868\sim 1681$ kg/ha) 的预测精度更高。Han 等^[103]的研究表明随机森林算法在预测中国冬小麦产量方面的准确性要优于支持向量机和高斯过程回归。