

基于模型模拟气候变化对农业影响评估的不确定性 及处理方法

姚凤梅^①, 秦鹏程^①, 张佳华^{②③*}, 林而达^④, BOKEN Vijendra^⑤

① 中国科学院研究生院地球科学学院, 北京 100049;

② 中国气象科学研究院, 北京 100081;

③ 长江大学地球科学学院, 荆州 434023;

④ 中国农业科学院环境与可持续发展研究所, 北京 100081;

⑤ Department of Geography and Earth Science, University of Nebraska at Kearney, Kearney, NE 68849, USA

* 联系人, E-mail: zhangjh@cams.cma.gov.cn

2010-11-13 收稿, 2010-12-20 接受

全球变化研究国家重大科学计划(2010CB951302)、国家自然科学基金(40771147)、农业部农业环境与气候变化重点实验室基金和中国气象科学研究院基本科研业务费(2010Y004)资助

摘要 模型模拟是研究气候波动对作物影响的重要手段,也是评估未来气候变化对农业可能影响的主要途径。由于科学认识和模拟技术上的不确定性,当前的气候变化对农业潜在影响评估结果一致性很差,为农业应对气候变化的决策制定带来了极大困难。基于不同层次的影响评估中不确定性,本文从气候预估、影响评估建模过程及气候模式与作物模型的连接3个方面,系统总结了气候变化对农业影响评估中不确定性的来源及传播过程;并介绍了针对多层次、多样化的不确定性源及不确定性传播的处理技术与方法,指出了当前不确定性处理中的缺陷与不足。最后对如何准确地实施气候变化对农业影响的评估,进一步减小气候变化对农业影响评估潜在的不确定性也提出了改进的建议。

关键词

气候变化
农业
影响评估
不确定性
模型模拟

全球气候变化是当今研究的热点,其不确定性对于科学家来说是一个重要挑战^[1,2]。毋庸置疑,气候变化将增加粮食生产的波动性,对全球粮食安全产生重要影响^[3]。许多研究一方面开展作物对气候变化的响应研究,及评估未来气候变化对农业生产可能影响^[4-6];另一方面,针对气候变化影响潜在的不确定性,又通过数学方法进行合理的表达^[7-10]。尽管完全消除气候变化及其影响评估的不确定性很困难,但通过加强对不确定性源的认识并努力改进和发展更加完善的评估工具,将尽可能降低评估的不确定性。

1 不确定性的来源及传播

模型模拟是研究气候波动对作物影响的重要手

段,也是评估未来气候变化对农业可能影响的主要途径。鉴于经验统计模型机理性不强及外推受限的缺点,气候变化对农业影响的模拟评估通常基于气候模式与作物生长机理模型的耦合。由于任何数学模型都是对现实系统的一种简化和近似,因而必然存在一定的不确定性,Walker 等人^[11]将基于机理模型模拟的不确定性归纳为5个方面:①背景的不确定性;②初值的不确定性;③模型结构的不确定性;④参数不确定性;⑤模拟技术的不确定性。气候变化对农业影响的模拟评估同样存在以上诸多不确定性,不同程度地分布在气候预估、作物模型及气候模式与作物模型的连接中,并随着评估过程的深入逐层传播。

英文版见: Yao F M, Qin P C, Zhang J H, et al. Uncertainties in assessing the effect of climate change on agriculture using model simulation and uncertainty processing methods. Chinese Sci Bull, 2011, 56, doi: 10.1007/s11434-011-4374-6

1.1 气候模式预估气候的不确定性

基于气候模式的“气候预估”(projection)并不是“气候预测”(prediction)^[12]. 在当前的科技发展水平下,要预测或预报未来50年甚至100年的天气条件、人口增长或经济发展的具体情况几乎是不可能的.在这种情况下,科学家们提出了“情景”(scenario)的概念^[13].当前对未来全球气候变化的预估,通常基于某一种或几种排放情景驱动气候模式进行模拟,获得的结果也只能称得上是一种气候变化情景.对未来气候变化的预估尚存在认知和技术上较大的不确定性.

(i) 排放情景的不确定性. 从排放情景反演出的浓度情景是气候模式的基本输入数据,目前以IPCC推出的系列排放情景应用最为广泛^[14].然而,IPCC提供的系列温室气体排放情景中,至少存在以下不确定性^[15]:(1) 温室气体排放量的估算方法存在不确定性;(2) 政府决策对温室气体排放量的影响不确定;(3) 未来技术进步和新型能源的开发与使用对温室气体排放量的影响不确定;(4) 目前排放清单不能完整反映过去和未来温室气体排放状况.据悉,IPCC在第五次评估报告中将使用“具有代表性的浓度排放途径”(representative concentration pathway, RCP),这种类型的建模将关注人口和经济的增长、技术的演变,以及政府政策与社会机构等其他因素,从而将人类减缓气候变化的反馈考虑进来^[16].尽管如此,与人口增长、“绿色技术”、经济、政治体制密切相关的未来温室气体排放情景,始终具有不可预测的不确定性,无论何时都将是气候预估不确定性的主要来源.

(ii) 对气候系统认知的有限性. 由于当前对气候系统中各种强迫和物理过程科学认识的局限,气候模式在云反馈、各气候子系统间的能量交换过程、海冰和对流的处理以及生物反馈和化学过程等方面仍不完善^[17],对地球辐射能量平衡、云及降水的模拟误差是气候模式中重要的不确定性来源^[2].而不同气候模式对云反馈、海洋热吸收、碳循环反馈等机制的描述差别很大,这也增加了对未来气候预估的不确定性^[18].

(iii) 气候模式结构及参数的不确定性. 由于观测的不准确(包括仪器误差,观测点在空间上、时间上的离散引起的插值误差)和资料分析、同化处理

中导入的误差,导致数值模式的初始场总是含有不确定性.换言之,气象分析资料永远只是实际大气的一个可能的近似值而已,而实际大气的真正状态永远也不可能被完全精确地描述出来^[19].与此同时,自然气候存在着季节、年际和年代际波动,具有潜在的不可预报性^[18].

1.2 作物模型的不确定性

作物模型通常是基于作物生理过程建立的机理模型,能够动态地模拟作物的生长发育和产量形成过程,较准确地表达作物生长与气候因子变化之间的关系,预测特定气候条件下的作物产量^[20];也是IPCC推荐的定量研究气候变化对作物影响的主要工具,因而被广泛应用于区域气候变化影响评估中^[6].然而,由于作物生理过程的机理复杂,某些过程的定量化仍然只能采用经验性办法;因而当前尚没有适合各种生态类型的模型.此外,在气候变化影响评估研究中,对模型特征、前提假设及限制条件重视不够,也增加了影响评估的不确定性.

(i) 作物对气候变化响应的不确定性. 在未来CO₂浓度升高、温度及降水变化下,作物生长的环境与当前相比将存在显著差异,作物响应及作物对气候变化的缓慢自适应过程是当前进行影响评价的主要不确定性.CO₂施肥效应及CO₂与水分利用等的交互作用对作物的影响相当复杂^[21],一些研究表明,以往模型模拟结果可能过高地估计了CO₂浓度升高对作物的影响^[22],然而不同学者对此仍持有异议^[23].最近的研究表明,观测试验研究高估了CO₂浓度升高对作物产量的影响,而低估了生物量,同时由于观测试验往往仅限于有限的试验品种和生态区,试验代表性有待于在更广尺度上的验证^[24].此外,气候变暖下作物生长的临界温度不确定性也是造成模拟误差产生的主要原因^[4].有研究表明,作物模型在进行长时间尺度的作物生长模拟时,可能低估了生育期日数而导致产量预测偏低^[25].这是作物对气候变化的缓慢自适应的体现,而这一响应机制是当前作物模型无法考虑的.

(ii) 作物模型结构及过程描述的不确定性. 已有研究显示,不同机理描述的作物模型对温度^[26-29]、CO₂浓度^[28,30,31]、饱和水汽压差(VPD)^[29]及不同分辨率气候模式数据^[32]等的响应差异显著,这

使得基于特定模型进行的气候变化影响评估存在着潜在的不确定性。模型复杂度更是模型建立以来备受争议的问题；更重要的是，作物系统的复杂性远比模型系统所描述的要高。提高模型的复杂性可以提高对现实的模拟能力，然而必然增大不确定性参数度量的难度^[33]。简约模型可以大大降低复杂模型参数过多导致的过度拟合的风险；但当前大尺度作物模型的开发便是基于这一思想；然而，更高时间分辨率的机理性更强的模型或许更能体现作物对气候要素的响应机制，如，对于诸如极端气候事件等对作物影响的模拟，则必须依靠此类模型。在气候变化影响评估中，选择什么样的模型结构和何种程度的复杂度是极为关键的问题，如 EPIC 模型需要输入参数约 60 个^[32]，其中气象要素参数占不足 10%；而 CropSyst 模型的输入参数则相对较少；CERES 模型对土壤水分亏缺较为敏感^[34]；而 APSIM 模型则对土壤理化特性较为敏感^[35]。

(iii) 模型校准及检验的不确定性。参数本地化和校准是作物模型应用的前提，模型检验是为了确保模拟结果的可靠性。由于作物模型是在一定的气候条件下建立的，因此对于未来发生显著变化的气候条件下作物模型的适用性更需要严格的检验^[36-38]。由于当前大多数模型仍无法考虑病虫害、杂草及极端天气事件对作物的影响，因而将模拟结果与实测值比较可能引入潜在的偏差^[4,39,40]。同时，模拟值与实测值的对比通常基于一元线性回归模型，其前提假设是实测数据序列间独立。实际上，不同地区的多年实测数据可能并不满足该假设，这也是造成模型校准及检验的重要误差源^[41]。在对作物产量进行长时间序列的比对时，需要剔除由于技术进步等非气候要素对产量的贡献，而当前并没有令人满意的“气候产量”提取技术。常规的滑动平均、正交多项式等滤波处理方法在气候要素存在趋势性变化时，可能损失一些气候变化影响信息^[42,43]。此外，作物、土壤及天气输入数据本身的误差也是模型模拟不确定的重要来源^[44,45]。

1.3 气候模式与作物模型连接的不确定性

气候模式输出与作物模型输入之间的尺度差异是气候变化对农业影响评估不确定性的主要来源之一^[46]。通常，气候变化对作物影响的模拟基于一定的降尺度方法使 GCM 模式输出结果与作物模型相

匹配^[47]，在站点尺度完成模拟再集成到区域影响评估。最近的研究表明，基于站点尺度的模拟受土壤质地、管理措施等的影响较为明显；而在区域尺度上，气候要素的影响体现更显著^[48,49]。模型升尺度可以降低模型的复杂性且大大减少输入的参数^[50]。许多研究者发展了大尺度作物生长模拟模型，如，GLAM^[51,52]，MCWLA^[53]，PRYSBI^[54]，M-GAEZ^[55]等，这些模型多通过简化生物物理过程来进行尺度扩展，输入变量及参数也大大减少，并在一定程度上考虑了异常气候事件对作物生长的胁迫及病虫害等影响。然而，上述大尺度作物模型对模拟产量和实际产量间的偏差多通过一些经验性的产量校正因子来订正，而且需要将品种和管理参数进行归并，从而不可避免地引入了新的不确定性^[56]。同时，大尺度基于冠层的模拟与站点尺度基于叶片的模拟对 CO₂ 响应存在显著差异^[57]。

1.4 不确定性的传播

气候变化农业影响模拟评估中不仅广泛含有多层次、多样化的不确定性^[58]，而且不确定性并不是静止不变的。随着评估过程的深入，不确定性自上而下逐层传播(图 1)^[59]。

首先，由未来社会经济发展路径不确定导致温室气体排放情景的构建具有极大的不确定性；加之人类目前对碳源汇的认识尚不清楚，从而使得对大

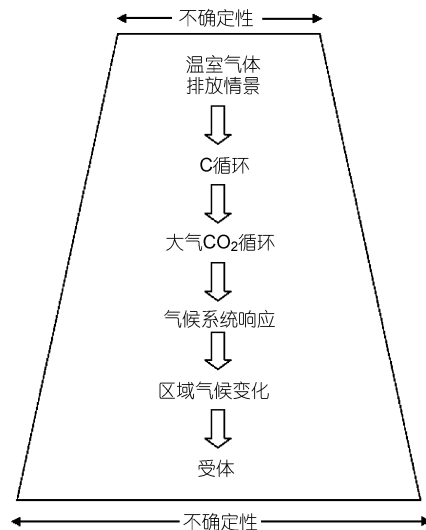


图 1 气候变化影响评价中的不确定性传播^[59]

气中温室气体浓度的估计误差进一步增大;而温室气体在何种程度上强迫于气候系统目前认识依然有限,全球气候模式对主要物理过程描述亦尚不充分,致使对未来全球气候变化无法获得准确的预估.基于全球气候模式的模拟结果获取区域气候变化信息时,又由于区域气候变化响应的复杂性和多样化及降尺度过程的不确定性,而使得区域气候变化的预估不确定性结果更加不可靠.最后,基于气候模式输出的气候变化情景进行局地气候变化农业影响评估时,由于作物的生物物理响应及影响评价模型的不确定性,致使影响评估结果不确定性达到最大化.研究显示,在众多的不确定性中,气候预估的不确定性是评估不确定性的主要来源^[10,60],而在作物对气候变化响应不确定性中,作物对温度变化响应的不确定性又明显高于对降水变化响应的不确定性^[61].

2 影响评估中不确定性的处理方法

气候变化预估是开展未来气候变化对生态系统可能影响评估的基础^[62].如何减小预估的不确定性定量给出预估的可靠性和不确定性是科学界始终在探索和研究的课题,包括发展更加科学的排放情景,通过加强对地球系统碳循环的认识减小大气中温室气体浓度估计的误差;增加气候模式中陆面过程及生物化学过程以增强气候模式的描述能力以及采用多模式集合预估等.相对而言,对未来气候变化预估不确定性的研究远比影响评估不确定性的研究广泛和深入.然而,在当前气候变化预估水平上,如何合理利用不同排放情景及气候模式所给出的气候变化情景,选择适当的评估尺度和模型,以及科学表征影响评估最终结果的不确定性也是影响评估不确定性处理的重要方面.近年来对影响评估不确定性的处理,主要有以下关键技术与方法:敏感性分析、模型对比、集合模拟及贝叶斯理论框架下的风险评估和风险分析等.

2.1 敏感性分析

敏感性分析是评估模型参数误差对模拟结果影响敏感性的重要方法^[63].传统的敏感性分析多是基于单变量的敏感性分析,如 Challinor 等人^[10]在分析气候模式及作物模型参数的不确定性时,便采用了每次变动一个参数的局部敏感性分析方法;而在其

他许多模型模拟的敏感性分析通常也被作为不可缺少的一个环节^[29,54,57,59,64,65].然而,这种敏感性分析只反映参数局部敏感性,不能反映参数的相关性,并不适于非线性的复杂模型^[66].考虑到模型参数之间的高度相关性,近年来发展起来的多变量及全局敏感性分析则可以同时检验多个参数变化对模型运行结果的影响,并可分析每一参数对模型结果的直接和间接影响,其优势已在作物模型的参数敏感性分析中得到了很好的体现^[67,68].鉴于以往的敏感性分析仅关注变量对模型最终输出结果影响,近来有学者提出对以不连续步长模拟的模型,在模拟过程中对逐日输出结果进行时序上的多变量敏感性分析是必要的^[69],这对于减小模型参数估计的不确定性具有重要意义.值得一提的是,基于单一模型的参数敏感性分析由于无法考虑模型结构的不确定性,可能误将模型结构的不确定性引入参数不确定性评估中^[70].

2.2 模型对比

模型对比是评估模型结构不确定性的主要途径. Matthews 等人^[31]在模拟 CO₂ 浓度加倍对东南亚水稻生产的影响时,同时使用了 3 个 GCM 模式和两个作物模型,模拟结果显示,不同的 GCM 模式产生的气候情景差异显著,同时不同作物模型模拟的产量变化也不一致. Mearns 等人^[32]使用 EPIC 和 CERES 作物模型评估气候变化对美国中部平原小麦和玉米产量的影响时发现,不同气候模式分辨率下 CERES 和 EPIC 模拟的产量结果差异很大. Challinor 等人^[57]进一步通过模型对比研究认识到:模型模拟尺度(基于叶片和基于冠层)、模型复杂度及模型校准过程的差异是影响 CO₂ 和水分胁迫交互作用模拟效果的主要因素.经验统计模型与机理模型的对比是其相互检验的一种方法.

Peng 等人^[71]基于经验统计模型检验了最低温度与水稻产量的关系,认为全球变暖下夜间温度每升高 1℃,水稻产量约降低 10%,显示机理模型可能低估温度产量的结果. Sheehy 等人^[72]利用 Peng 研究中使用的相同天气数据,通过机理模型与统计模型的对比对上述假设检验表明,通过回归计算得出的产量降低被高估了,原因是辐射和日最低温度间负相关性,因而机理模型对温度响应的模拟结果是合理的. Lobell 等人^[73]进一步通过选取日最高温度与最低

温度相关性不显著的区域进行了机理模型和统计模型的对比研究, 结果表明, CERES 机理作物模型中过高估计了灌浆速率对温度的敏感性, 最低温度的升高增加了收获指数, 从而低估了最低温度升高对作物的不利影响, 表明在 CERES 模型中收获指数对温度的响应有相当大的不确定性。

2.3 集合模拟

集合模拟是通过多模式或单模式控制参数的变化得到集合预报结果的^[74]。如, 为考虑气候模式结构的不确定性, IPCC 历次评估报告中对未来气候变化的评估均采用了数十个结构不同的模式^[6,15]; Lobell 等人^[75]在识别 2030 年代全球粮食安全区时, 利用代表最新水平的 20 个 GCM 模式并综合考虑了 60 组气候情景; Masutomi 等人^[55]在评估气候变化对亚洲水稻生产的影响时, 综合运用了 3 种排放情景下的 49 组 GCM 模拟集合。自 Murphy 等人^[8]基于单个 GCM 模式通过对参数扰动, 构造了 53 个模拟集合的概率气候情景之后, 气候变化对农业影响评估中相继出现了概率评估结果^[76], 典型的工作是 Challinor 等人^[77]的研究, 他们通过对 GCM 和作物模型参数的扰动, 提出了集合产量模拟, 定量了气候和作物模式的不确定性和相关重要性, 因此在气候影响评估不确定性方面取得了重要进步。由上可以看出, 集合模拟的特点是不再以确定性的形式给出模拟结果, 取而代之的是一个预估的置信区间或概率形式。不确定性以概率分布的形式得以定量的描述。

2.4 基于风险评估的不确定性处理

上述讨论的策略在影响建模和评估中只能单独处理一种或有限的几种不确定性, 因此对于完整的不确定性调查中显得过于简单。基于风险评估的不确定性分析却可尽可能地考虑气候变化影响评估中所有的不确定性。同时, 对不确定性的传播也能进行适当地估计。风险评估需要概率型的气候情景, 由集合模拟产生的概率气候情景可以直接用于风险评估。进而实现基于风险的终端至终端的影响评估^[78,79]。一般来说, 为考虑更全面的不确定性, 通过贝叶斯分级建模, 基于蒙特卡罗模拟技术产生概率型气候情景也是一种常用的方法^[59,64,80]。如, Luo 等人^[81]在风险评估框架下进行气候变化对南澳大利亚

小麦产量影响评估时, 综合考虑了温室气体排放情景、GCMs 模式结构、气候敏感性及区域气候响应等的不确定性。此外, 风险评估另外一个明显的优势是将影响评估与决策制定直接耦合起来, 更好地提出适应的计划。

2.5 作物模拟不同尺度的不确定性处理

单点作物模型模拟的不确定性可以通过模拟结果和实际站点观测结果进行校正。如果将站点尺度的作物模型应用在区域尺度上评估气候变化对农业生产影响时, 可一定区域范围归并的品种和管理参数引起的不确定性, 部分研究尝试归并+抽样模拟的方式取得了较好的结果^[82]。由于区域资料稀缺导致的作物品种和管理参数较大的空间异质性, 可考虑气候变暖的状况进行更系统的作物分区, 将可以降低这方面的不确定性。区域模拟中作物和土壤资料, 可以通过加密观测、遥感反演验证和结果优化分析来解决。利用大范围的品种测试实验可对模型的遗传参数进行校准, 并结合详细区域遗传参数确定, 可减少区域上遗传参数的不确定性^[83]。此外, 基于区域统计和站点作物模型, 开发与 GCM 网格相对应的作物模型, 对站点模型进行简化和最优化以使其能与大气模型相结合^[84], 也是解决区域尺度作物模拟不确定性方法。为了降低区域作物模拟时降水的时间和空间尺度分布不均匀对模拟结果造成的不确定性, de Wit 等人^[85]基于集合卡尔曼滤波(EnKF)将卫星反演的土壤湿度(SWI)同化到 WOFOST 作物模型以减小水分平衡误差。在 de Wit 的研究中, 首先以集合方法建立起概率型作物生长模拟集合, 在概率框架内引入集合卡尔曼滤波, 模拟的不确定性通过从作物参数的概率分布中抽样及寻找具有不确定性的气象驱动变量集合来评估。

2.6 不确定性处理的其他方法

为了克服 GCM 模式对逐日降水事件预测的偏差, Ines 等人^[86]基于历史观测气候数据, 发展了误差纠正(bias-correction)统计方法, 并将其应用于作物模拟中。结果显示对降水资料进行误差纠正后明显改善了对作物产量的模拟。Baigorria 等人^[87]将 RCM 后报资料的降水、温度及辐射均进行误差纠正处理, 发现全部误差纠正的气象要素模拟结果比单独对降

水进行误差纠正效果更好. 这种基于历史气候序列统计特征的误差纠正方法可以有效弥补当前 GCM 模式难以准确模拟局地气候要素的不足, 因而有着广阔的应用前景.

普适似然不确定性估计方法(*generalized likelihood uncertainty estimation*, 简称 GLUE)广泛应用于水文学建模中评估模型输出和参数模拟的不确定性, 其特点是假定不存在最优参数, 从而避免了使用确定性的唯一参数造成的不确定性^[88]. 近年来已有学者将其应用于作物模拟的不确定性分析中, 如 Mo 等人^[89]基于简单的土壤-植被-大气(SVAT)模型, 运用 GLUE 方法分析了三源小麦冠层模型参数敏感性及其不确定性范围, 并比较了二源与三源小麦冠层模型参数敏感性的差异. GLUE 实质上也是一种集合模拟方法, 其不仅可以用于参数估计及不确定性分析, 在贝叶斯框架下对不确定性传播也有一定的分析功效^[90]. 值得注意的是, 在使用 GLUE 方法进行作物模型参数估计时, 不同似然函数及似然组合方法的选择对参数估计的结果具有重要影响^[91].

3 当前不确定性处理中的不足

当前对不确定性处理的研究尚处于发展阶段, 现有的各种处理方法无论是在减小不确定性还是量化不确定性上都有限. 敏感性分析只能在特定模型结构下进行参数的不确定性检测^[92]. 模型对比作为一种诊断方法对于减小不确定性并无直接效果; 同时, 受到所需数据和可利用模型数量的限制. 集合模拟以随机理论代替确定性思想而取得很大的进步, 但基于单一模型通过参数扰动构建的集合模拟可能因为模型机理描述的不确定性而导致预估存在系统性的偏差; 然而, 基于多模式的集合模拟则可能由于集合成员选择的主观性及集合成员间性能评价的偏差致使预估结果可信度受限. 基于风险评估的不确定性处理, 虽然可以同时处理各层面的不确

定性, 但这仅是在考虑部分不确定性的基础上给出系统的风险, 完全依赖这一结果尚存在不足. 同时, 当前的风险评估多停留在气候预估不确定性的处理上, 综合影响评价模型的不确定性研究尚未见报道. 因此, 能够同时处理气候变化对作物影响模拟中所有不确定性的工具与方法还没有出现, 更加强大的综合处理工具与方法还有待探索与发展.

4 对今后开展气候变化对农业影响评估研究的建议

与国外相比, 我国在气候变化农业影响评价的不确定性处理方面还很薄弱. 为进一步提高影响评估结果的可靠性及为决策制订提供有效的科学依据, 建议今后在评估过程中要注意以下几个方面:

(1) 在评估实施前, 对不确定源要进行全面的识别和预估, 如可以使用不确定性矩阵等进行定性的不确定性重要性排序.

(2) 在评估实施过程中, 首先要对不同来源的输入数据进行必要的质量控制, 对备选模型要进行严格的测试、检验, 并尽可能使用多个模型, 通过模型对比及时发现模型的不足从而对模型进行必要的改进与更新. 要考虑适当的评估尺度尽可能减小模型连接中的不确定性. 前文所述不确定性分析方法应以诊断角色伴随评估过程每一步骤的实施, 并将不确定性评估结果作为警戒, 贯穿于评估全过程.

(3) 最后, 应对评估过程中总的确定性进行综合评估, 同时有必要对所采用评估方法和使用模型的局限性进行客观的阐释说明, 对不可避免的不确定性要以科学的形式进行量化和表达. 规范的评价流程是确保评估可靠结果的前提; 然而, 减小气候变化农业影响评价结果不确定性的根本是提高气候变化预估准确度和改进与发展综合有效的评估工具. 有关气候系统中各种强迫和物理过程及作物对气候变化的响应也有待未来更深一步的探索与认识.

参考文献

- 1 王绍武. 全球气候变暖的争议. 科学通报, 2010, 55: 1529-1531
- 2 葛全胜, 王绍武, 方修琦. 气候变化研究中若干不确定性的认识问题. 地理研究, 2010, 29: 191-203
- 3 Parry M, Rosenzweig C, Iglesias A, et al. Climate change and world food security: A new assessment. *Glob Environ Change*, 1999, 9(Suppl 1): 51-67
- 4 Yao F M, Xu Y L, Lin E D, et al. Assessing the impacts of climate change on rice yields in the main rice areas of China. *Clim Change*, 2007, 80: 395-409

- 5 Tubiello F N, Soussana J F, Howden S M. Crop and pasture response to climate change. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2007, 104: 19686–19690
- 6 IPCC. *Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability—Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge: Cambridge University Press, 2007
- 7 尹崇华, 延晓冬, 石正国, 等. 工业革命前自然强迫的气候效应的模拟研究. *科学通报*, 2006, 51: 2898–2909
- 8 Murphy J M, Sexton D M H, Barnett D N, et al. Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations. *Nature*, 2004, 430: 768–772
- 9 Dubrovsky M, Zalud Z, Stastna M. Sensitivity of cereals-maize yields to statistical structure of daily weather series. *Clim Change*, 2000, 46: 447–472
- 10 Challinor A J, Wheeler T R, Slingo J M, et al. Quantification of physical and biological uncertainty in the simulation of the yield of a tropical crop using present-day and doubled CO₂ climates. *Phil Trans R Soc B*, 2005, 360: 2085–2094
- 11 Walker W E, Harremoës P, Rotmans J, et al. Defining uncertainty: A conceptual basis for uncertainty management in model-based decision support. *Integr Assess*, 2004, 4: 5–17
- 12 陈泮勤, 程邦波, 王芳, 等. 全球气候变化的几个关键问题辨析. *地球科学进展*, 2010, 25: 69–75
- 13 殷永元, 王桂新. *全球气候变化评估方法及其应用*. 北京: 高等教育出版社, 2004
- 14 林而达, 刘颖杰. 温室气体排放和气候变化新情景研究的最新进展. *中国农业科学*, 2008, 6: 1700–1707
- 15 张雪芹, 彭莉莉, 林朝晖. 未来不同排放情景下气候变化预估研究进展. *地球科学进展*, 2008, 23: 174–185
- 16 Moss R H, Edmonds J A, Hibbard K A, et al. The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature*, 2010, 463: 747–756
- 17 罗勇. 气候变化问题研究中的科学不确定性和亟待加强研究的课题. *国际地震动态*, 1997, 17: 2–6
- 18 秦大河, 陈振林, 罗勇, 等. 气候变化科学的最新认知. *气候变化研究进展*, 2007, 3: 63–73
- 19 杜钧. 集合预报的现状和前景. *应用气象学报*, 2002, 13: 16–28
- 20 孙宁. 作物模拟技术在气候变化对农业生产影响研究中的应用. *地学前缘*, 2002, 1: 232
- 21 Lin E D, Xiong W, Ju H, et al. Climate change impacts on crop yield and quality with CO₂ fertilization in China. *Phil Trans R Soc B*, 2005, 360: 2149–2154
- 22 Long S P, Ainsworth E A, Leakey A D B, et al. Food for thought: Lower-than-expected crop yield stimulation with rising CO₂ concentrations. *Science*, 2006, 312: 1918–1921
- 23 Tubiello F N, Amthor J S, Boote K J, et al. Crop response to elevated CO₂ and world food supply: A comment on “Food for Thought” by Long et al. , *Science* 312:1918-1921, 2006. *Eur J Agron*, 2007, 26: 215–223
- 24 Leakey A D B, Ainsworth E A, Bernacchi C J, et al. Elevated CO₂ effects on plant carbon, nitrogen, and water relations: Six important lessons from FACE. *J Exp Bot*, 2009, 60: 2859–2876
- 25 Zhang T, Zhu J, Yang X. Non-stationary thermal time accumulation reduces the predictability of climate change effects on agriculture. *Agric For Meteorol*, 2008, 148: 1412–1418
- 26 Todorovic M, Albrizio R, Zivotic L, et al. Assessment of aquacrop, cropsyst, and WOFOST models in the simulation of sunflower growth under different water regimes. *Agron J*, 2009, 101: 509–521
- 27 Aggarwal P K, Mall R K. Climate change and rice yields in diverse agro-environments of India. II. Effect of uncertainties in scenarios and crop models on impact assessment. *Clim Change*, 2002, 52: 331–343
- 28 Bachelet D, Gay C A. The impacts of climate change on rice yield—A comparison of four model performances. *Ecol Model*, 1993, 65: 71–93
- 29 Challinor A J, Wheeler T R. Crop yield reduction in the tropics under climate change: Processes and uncertainties. *Agric For Meteorol*, 2008, 148: 343–356
- 30 Ewert F, Rodriguez D, Jamieson P, et al. Effects of elevated CO₂ and drought on wheat: Testing crop simulation models for different experimental and climatic conditions. *Agric Ecosyst Environ*, 2002, 93: 249–266
- 31 Matthews R, Wassmann R. Modelling the impacts of climate change and methane emission reductions on rice production: A review. *Eur J Agron*, 2003, 19: 573–598
- 32 Mearns L O, Mavromatis T, Tsvetsinskaya E, et al. Comparative responses of EPIC and CERES crop models to high and low spatial resolution climate change scenarios. *J Geophys Res Atmos*, 1999, 104: 6623–6646
- 33 Cipra B. Revealing uncertainties in computer models. *Science*, 2000, 287: 960–961
- 34 Sadras V O, Calviño P A. Quantification of grain yield response to soil depth in soybean, maize, sunflower, and wheat. *Agron J*, 2001, 93: 577–583

- 35 Wang J, Wang E L, Luo Q Y, et al. Modelling the sensitivity of wheat growth and water balance to climate change in Southeast Australia. *Clim Change*, 2009, 96: 79–96
- 36 Easterling W E, Chen X F, Hays C, et al. Improving the validation of model-simulated crop yield response to climate change: An application to the EPIC model. *Clim Res*, 1996, 6: 263–273
- 37 Carbone G J, Mearns L O, Mavromatis T, et al. Evaluating CROPGRO-Soybean performance for use in climate impact studies. *Agron J*, 2003, 95: 537–544
- 38 Lenz-Wiedemann V I S, Klar C W, Schneider K. Development and test of a crop growth model for application within a global change decision support system. *Ecol Model*, 2010, 221: 314–329
- 39 Weiss A, Wilhelm W. The circuitous path to the comparison of simulated values from crop models with field observations. *J Agric Sci*, 2006, 144: 475–488
- 40 Gregory P J, Johnson S N, Newton A C, et al. Integrating pests and pathogens into the climate change/food security debate. *J Exp Bot*, 2009, 60: 2827–2838
- 41 White J W, Boote K J, Hoogenboom G, et al. Regression-based evaluation of ecophysiological models. *Agron J*, 2007, 99: 419–427
- 42 Lobell D B, Asner G P. Climate and management contributions to recent trends in US agricultural yields. *Science*, 2003, 299: 1032
- 43 王媛, 方修琦, 徐轶. 气候变化背景下“气候产量”计算方法的探讨. *自然资源学报*, 2004, 19: 531–536
- 44 Aggarwal P K. Uncertainties in crop, soil and weather inputs used in growth-models—Implications for simulated outputs and their applications. *Agric Sys*, 1995, 48: 361–384
- 45 Niu X, Easterling W, Hays C J, et al. Reliability and input-data induced uncertainty of the EPIC model to estimate climate change impact on sorghum yields in the U. S. Great Plains. *Agric Ecosyst Environ*, 2009, 129: 268–276
- 46 Baron C, Sultan B, Balme M, et al. From GCM grid cell to agricultural plot: Scale issues affecting modelling of climate impact. *Phil Trans R Soc B*, 2005, 360: 2095–2108
- 47 熊伟, 杨婕. 作物模型与气候模型的连接研究进展. *中国生态农业学报*, 2008, 16: 511–514
- 48 Challinor A J, Ewert F, Arnold S, et al. Crops and climate change: Progress, trends, and challenges in simulating impacts and informing adaptation. *J Exp Bot*, 2009, 60: 2775–2789
- 49 Bakker M M, Govers G, Ewert F, et al. Variability in regional wheat yields as a function of climate, soil and economic variables: Assessing the risk of confounding. *Agric Ecosyst Environ*, 2005, 110: 195–209
- 50 Challinor A J, Osborne T, Morse A, et al. Methods and resources for climate impacts research: Achieving synergy. *Bull Am Meteorol Soc*, 2009, 90: 836–848
- 51 Challinor A J, Wheeler T R, Craufurd P Q, et al. Design and optimisation of a large-area process-based model for annual crops. *Agric For Meteorol*, 2004, 124: 99–120
- 52 Osborne T M, Lawrence D M, Challinor A J, et al. Development and assessment of a coupled crop-climate model. *Global Change Biol*, 2007, 13: 169–183
- 53 Tao F, Yokozawa M, Zhang Z. Modelling the impacts of weather and climate variability on crop productivity over a large area: A new process-based model development, optimization, and uncertainties analysis. *Agric For Meteorol*, 2009, 149: 831–850
- 54 Iizumi T, Yokozawa M, Nishimori M. Parameter estimation and uncertainty analysis of a large-scale crop model for paddy rice: Application of a Bayesian approach. *Agric For Meteorol*, 2009, 149: 333–348
- 55 Masutomi Y, Takahashi K, Harasawa H, et al. Impact assessment of climate change on rice production in Asia in comprehensive consideration of process/parameter uncertainty in general circulation models. *Agric Ecosyst Environ*, 2009, 131: 281–291
- 56 Reidsma P, Ewert F, Boogaard H, et al. Regional crop modelling in Europe: The impact of climatic conditions and farm characteristics on maize yields. *Agric Sys*, 2009, 100: 51–60
- 57 Challinor A J, Wheeler T R. Use of a crop model ensemble to quantify CO₂ stimulation of water-stressed and well-watered crops. *Agric For Meteorol*, 2008, 148: 1062–1077
- 58 Shlyakhter A, James L, Valverde A, et al. Integrated risk analysis of global climate change. *Chemosphere*, 1995, 30: 1585–1618
- 59 New M, Hulme M. Representing uncertainty in climate change scenarios: A Monte-carlo approach. *Integr Assess*, 2000, 1: 203–213
- 60 Tebaldi C, Lobell D B. Towards probabilistic projections of climate change impacts on global crop yields. *Geophys Res Lett*, 2008, 35: L08705
- 61 Lobell D B, Burke M B. Why are agricultural impacts of climate change so uncertain? The importance of temperature relative to precipitation. *Environ Res Lett*, 2008, 3: 1–8
- 62 赵宗慈. 全球气候变化预估最新研究进展. *气候变化研究进展*, 2006, 2: 68–70
- 63 崔胜辉, 李方一, 黄静, 等. 全球变化背景下的敏感性研究综述. *地球科学进展*, 2009, 24: 1033–1041

- 64 Jones R N. Analysing the risk of climate change using an irrigation demand model. *Clim Res*, 2000, 14: 89–100
- 65 Dessai S, Hulme M. Assessing the robustness of adaptation decisions to climate change uncertainties: A case study on water resources management in the East of England. *Glob Environ Change*, 2007, 17: 59–72
- 66 Katz R W. Techniques for estimating uncertainty in climate change scenarios and impact studies. *Clim Res*, 2002, 20: 167–185
- 67 Makowski D, Naud C, Jeuffroy M H, et al. Global sensitivity analysis for calculating the contribution of genetic parameters to the variance of crop model prediction. *Reliab Eng Syst Safe*, 2006, 91: 1142–1147
- 68 吴锦, 余福水, 陈仲新, 等. 基于 EPIC 模型的冬小麦生长模拟参数全局敏感性分析. *农业工程学报*, 2008, 25: 136–142
- 69 Lamboni M, Makowski D, Lehuger S, et al. Multivariate global sensitivity analysis for dynamic crop models. *Field Crops Res*, 2009, 113: 312–320
- 70 Refsgaard J C, van der Sluijs J P, Brown J, et al. A framework for dealing with uncertainty due to model structure error. *Adv Water Res*, 2006, 29: 1586–1597
- 71 Peng S B, Huang J L, Sheehy J E, et al. Rice yields decline with higher night temperature from global warming. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2004, 101: 9971–9975
- 72 Sheehy J E, Mitchell P L, Ferrer A B. Decline in rice grain yields with temperature: Models and correlations can give different estimates. *Field Crops Res*, 2006, 98: 151–156
- 73 Lobell D B, Ortiz-Monasterio J I. Impacts of day versus night temperatures on spring wheat yields: A comparison of empirical and CERES model predictions in three locations. *Agron J*, 2007, 99: 469–477
- 74 Collins M. Ensembles and probabilities: A new era in the prediction of climate change. *Phil Trans R Soc A*, 2007, 365: 1957–1970
- 75 Lobell D B, Burke M B, Tebaldi C, et al. Prioritizing climate change adaptation needs for food security in 2030. *Science*, 2008, 319: 607–610
- 76 Tao F L, Zhang Z, Liu J Y, et al. Modelling the impacts of weather and climate variability on crop productivity over a large area: A new super-ensemble-based probabilistic projection. *Agric For Meteorol*, 2009, 149: 1266–1278
- 77 Challinor A J, Wheeler T, Hemming D, et al. Ensemble yield simulations: Crop and climate uncertainties, sensitivity to temperature and genotypic adaptation to climate change. *Clim Res*, 2009, 38: 117–127
- 78 Naylor R L, Battisti D S, Vimont D J, et al. Assessing risks of climate variability and climate change for Indonesian rice agriculture. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2007, 104: 7752–7757
- 79 New M, Lopez A, Dessai S, et al. Challenges in using probabilistic climate change information for impact assessments: An example from the water sector. *Phil Trans R Soc A*, 2007, 365: 2117–2131
- 80 Jones R N. An environmental risk assessment/management framework for climate change impact assessments. *Nat Hazards*, 2001, 23: 197–230
- 81 Luo Q Y, Bellotti W, Williams M, et al. Risk analysis of possible impacts of climate change on South Australian wheat production. *Clim Change*, 2007, 85: 89–101
- 82 Hanson J W, Jones J W. Scaling-up crop models for climate variability application. *Agric Sys*, 2000, 65: 43–72
- 83 Mavromatis T, Boote K J, Jones J W, et al. Developing genetic coefficients from crop simulation models using data from crop performance trials. *Crop Sci*, 2001, 41: 40–51
- 84 Challinor A J, Wheeler T R, Slingo J M, et al. Design and optimisation of a large-area process-based model for annual crops. *Agric For Meteorol*, 2004, 124: 99–120
- 85 de Wit A J W, van Diepen C A. Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts. *Agric For Meteorol*, 2007, 146: 38–56
- 86 Ines A V M, Hansen J W. Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agric For Meteorol*, 2006, 138: 44–53
- 87 Baigorria G A, Jones J W, O'Brien J J. Potential predictability of crop yield using an ensemble climate forecast by a regional circulation model. *Agric For Meteorol*, 2008, 148: 1353–1361
- 88 Beven K. Towards a coherent philosophy for modelling the environment. *Proc R Soc A*, 2002, 458: 2465–2484
- 89 Mo X, Beven K. Multi-objective parameter conditioning of a three-source wheat canopy model. *Agric For Meteorol*, 2004, 122: 39–63
- 90 Blasone R S, Vrugt J A, Madsen H, et al. Generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) using adaptive Markov Chain Monte Carlo sampling. *Adv Water Res*, 2008, 31: 630–648
- 91 He J Q, Jones J W, Graham W D, et al. Influence of likelihood function choice for estimating crop model parameters using the generalized likelihood uncertainty estimation method. *Agric Sys*, 2010, 103: 256–264
- 92 Zhang J H, Yao F M, Zheng L Y, et al. Evaluation of grassland dynamics in the Northern-Tibet Plateau of China using remote sensing and climate data. *Sensor*, 2007, 7: 3312–3328