

刘伟琦,马绍休,宫毓来,等.农业干旱业务化监测研究进展与展望[J].中国沙漠,2023,43(1):197-211.

农业干旱业务化监测研究进展与展望

刘伟琦^{1,2},马绍休¹,宫毓来^{1,2},冯 坤¹,梁林昊^{1,2}

(1.中国科学院西北生态环境资源研究院 沙漠与沙漠化重点实验室,甘肃 兰州 730000; 2.中国科学院大学,北京 100049)

摘要: 业务化农业干旱监测系统是农业干旱监测和预测以及农业风险评价和防范的有力工具,为了更好地促进农业干旱业务化监测的发展,系统回顾了基于气象变量、土壤湿度、植被状态和多变量等4类常用干旱指数,详细分析了美国、中国、欧洲和联合国粮食及农业组织等业务化农业干旱监测系统的特征,讨论了业务化农业干旱监测系统中存在的问题:如数据的质量及融合不稳定、综合干旱指数的构建不确定、监测的时间分辨率有待提高、缺乏考虑水文条件以及作物的生长过程等影响的问题。展望了未来农业干旱业务化监测,应从利用多源数据监测干旱、构建综合指标时需考虑区域时空差异及不同指标间的累积性和滞后性、加强机器及深度学习在综合指标构建中的作用、发展日时间尺度监测干旱以应对骤旱事件的发生、强化作物生长过程模型和先进的技术手段在干旱监测中的作用等方面深入发展。

关键词: 农业干旱; 业务化监测系统; 干旱指数; 干旱监测

文章编号: 1000-694X(2023)01-197-15

DOI: 10.7522/j.issn.1000-694X.2022.00120

中图分类号: P45

文献标志码: A

0 引言

农业干旱指土壤含水量低于植物需水量的状态^[1]。农业干旱主要体现在农业生产的减少和由于植被生长时供水不足而导致的森林和草原退化,在带来社会和环境问题的同时也造成了巨大的经济损失^[2]。联合国减少灾害风险办公室(UNDRR)2021年特别报告的最新统计数据显示,由于农业干旱,美国年损失达64亿美元,而欧洲年损失高达90亿美元^[3]。仅仅在中国,2006—2017年因干旱造成的年均直接经济损失高达882.30亿元,年均作物受灾面积达1.69亿hm²^[4]。在中国西北部、北部和东南部显示出越来越多的干旱脆弱性^[5]。

降水不足、高温、高蒸散发和土壤水分亏缺是植被受损的主要原因^[6]。农业干旱不仅受到气候影响,而且与水文条件、植被类型、人类活动等因素密切相关,干旱指数可以被用来定量描述这种复杂的自然过程^[1,7]。目前,文献中使用的干旱指数超过150个^[8],其中利用基于气象变量的干旱指数、基于土壤湿度的干旱指数、基于植被状态的干旱指数都

可以描述农业干旱。但是,由于干旱的时空复杂性,很难利用单一类型的干旱指数来监测干旱^[9-11],发展多变量的综合干旱指数可以获得更可靠的监测信息^[8,12]。如今,基于这些综合干旱指数建立的业务化干旱监测系统已成为国内外学者和组织关注的热点^[1,13-16]。美国、欧盟和联合国粮食及农业组织(FAO)较早着手开发业务化干旱监测系统,并进行了广泛应用。中国的业务化干旱监测系统从1995年开始建立,经历了20多年的发展和实践^[17]。这些系统代表着各个国家和地区的农业干旱业务化监测水平,也被认为是全球主要的业务化农业干旱监测系统。

本文对常见的监测农业干旱的指数和全球主要的业务化农业干旱监测系统进行了综述。在分析能否即时准确地监测农业干旱的基础上,从不同的角度总结了现有业务化农业干旱监测系统中存在的问题,梳理了未来农业干旱业务化监测建设和发展的方向,以期为提高农业干旱业务化监测能力、减轻干旱带来的经济和社会损失提供科学参考。

收稿日期:2022-08-19; 改回日期:2022-09-25

资助项目:国家重点研发计划项目(2017YFE0119100);中国科学院“百人计划”项目(Y729G01001)

作者简介:刘伟琦(1998—),男,安徽淮南人,硕士研究生,主要从事干旱监测与预测研究。E-mail: liuweiqi@niece.ac.cn

通信作者:马绍休(E-mail: shaoxiuma586@163.com)

1 常用监测农业干旱的指数

农业干旱发生发展过程如图1所示:首先,降水不足、高温和高蒸散发等气象干旱会导致水分的输入小于输出,具体表现为土壤水分亏缺。然后,土壤水分的亏缺会影响植被的正常生长发育。在作物的出芽期,干旱会导致植被的直接死亡;在作物的开花期,会直接影响植物的授粉受精以及果实的

成长,出现农作物减产或绝收^[1-2]。同时,植被会因为不能从土壤中获得生长所需要的水分而使得生理与结构发生变化。因此,利用气象变量、土壤湿度变量和植被状态变量构建的干旱指数都可以从不同角度来监测农业干旱。本文综述的是4类可以监测农业干旱的指数,即基于气象变量、土壤湿度、植被状态的干旱指数以及基于多变量的综合干旱指数。

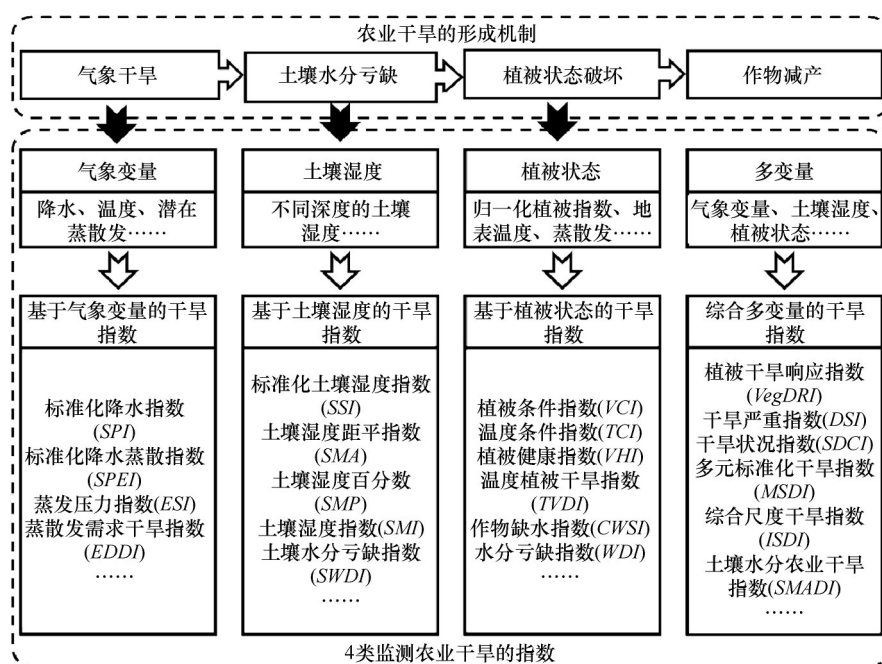


图1 农业干旱的形成机制和4类监测农业干旱的指数

Fig.1 Formation mechanism of agricultural drought and four types of indices for monitoring agricultural drought

1.1 基于气象变量的干旱指数

农业干旱主要指植被受到降水和温度等气象因素的不利影响而受损的现象,利用基于气象变量的气象干旱指数来定量描述农业干旱是常用手段^[18-19]。气象干旱由水量的时空不平衡引发,Palmer干旱严重指数(*PDSI*)综合考虑了降水、土壤水分、径流和潜在蒸散发等因素^[20],具有明确的物理机制,且可以用于监测干旱的长期演变,已被广泛应用于干旱监测中^[21-23]。然而,*PDSI*包含了一系列的经验参数,这些参数严重依赖区域的地理特征,需要进行不断调整,不适于干旱的空间异质性分析^[20,24]。在这种情况下,Wells等^[25]提出了自校准Palmer干旱严重指数(*scPDSI*),目的是增强以*PDSI*为基础的干旱空间异质性分析研究的可靠性。干旱具有多时间尺度的特征,即在不同的时间尺度表

征出不同的干旱信息,但*PDSI*和*scPDSI*都没有体现出这一特征^[26]。McKee等^[27]基于累积概率分布提出了拥有多时间尺度的标准化降水指数(*SPI*),近年来被学者普遍认同并已广泛应用在研究和业务工作中^[28-29]。尽管干旱主要是由降水长期低于平均水平导致,但温度的影响也很显著,*SPI*在计算中只考虑了降水的变化,忽略了温度的作用^[30]。为此,Vicente-Serrano等^[31]提出了一种新的指数即标准化降水蒸散指数(*SPEI*)。和*SPI*一样,*SPEI*也是基于水量平衡方程中供需的概念构建,但*SPEI*不仅具有*SPI*所包含的多尺度特征,还考虑了温度对干旱严重程度的影响^[32]。同时考虑实际蒸散发和潜在蒸散发可以更好地量化地表干湿状况以及其对陆地生态环境的影响^[33]。基于此,Anderson等^[34]提出了蒸散发压力指数(*ESI*),它的原理是在炎热干燥时,植物在可利用水耗尽之前经常会经历一段高蒸散

发期,之后蒸散发会快速下降。Hobbins等^[35]基于大气蒸散发的需求提出了蒸散发需求干旱指数(EDDI),EDDI考虑了蒸散发过程中的辐射强迫项和平流强迫项,能在农业干旱发生前期提供预警。由于ESI和EDDI可以作为监测骤旱事件发生的重要指标,近些年受到了特别的关注^[36]。

1.2 基于土壤湿度的干旱指数

土壤的水分亏缺是农业干旱发生的另一主要原因,相比基于气象变量的干旱指数,用土壤湿度数据监测和评估农业干旱会更加即时准确^[37-38]。不同深度的土壤湿度(SM)数据能直接用来反映农业干旱的变化^[39],但大面积准确的土壤湿度数据不易得到。可见光-近红外遥感、热红外遥感、微波遥感等观测手段逐渐成为解决这一问题的主要途径^[40],此外,通过VIC等水文模型还可以获得考虑灌溉和水库影响后的土壤湿度数据^[41]。根据长期的土壤湿度数据,标准化土壤湿度指数(SSI)、土壤湿度距平指数(SMA)、土壤湿度百分位数(SMP)等指数可以用来确定当前土壤水分偏离正常范围的程度^[42-44],从而监测农业干旱。但该类指数只是简单地利用长时间的土壤水分序列参与计算,没有考虑到土壤的各种性质^[45],无法从作物水分胁迫的角度对农业干旱的发生提供充分的解释。所以Hunt等^[46]和Martínez-Fernández等^[47]从土壤可利用水的角度出发,考虑了土壤性质对水分亏缺的影响,利用土壤水分与土壤水力学参数,提出了土壤湿度指数(SMI)和土壤水分亏缺指数(SWDI)。土壤水分和土壤水力学参数的精度制约着这类干旱指数的准确性,但获取这类参数的大面积数据难度较大^[48]。

1.3 基于植被状态的干旱指数

干旱对农作物的影响可直接体现在植被生长的状态上,植被指数已广泛应用于全球和区域的农业监测^[49-50]。归一化差异植被指数(NDVI)、增强植被指数(EVI)和叶面积指数(LAI)是常用的用于监测和评估植被受干旱影响程度的关键指标^[51]。由于NDVI对植被所处的地理位置和环境十分敏感,且易受到红外和近红外非线性变换时所造成的饱和性的干扰^[52-53],Kogan^[54]提出了植被条件指数(VCI),该指数利用NDVI在多年同期进行归一化,消除了气候条件、土壤类型和地形等因素的影响。

此外,地表温度(LST)对植被冠层和土壤湿度非常敏感。在植被覆盖度较高的地区,当土壤湿度降低、供水量不足时,植物会关闭部分气孔以减少蒸腾作用;当植被覆盖度低或为裸土时,土壤湿度的变化会改变能够影响地表温度的蒸发控制和热惯性,Kogan^[55]根据这一原理提出温度条件指数(TCI)来反映农业干旱。随后,Kogan^[55-56]综合VCI和TCI提出了一种既考虑植被叶面状态又考虑地表温度的植被健康指数(VHI)。由于缺乏先验知识,VCI和TCI往往采用等权重计算,但不同类型的植被对水和热的敏感程度不同,VCI和TCI的相对贡献率应该是不同的^[57]。Sandholt等^[58]基于NDVI与LST之间存在三角或梯形关系,基于这两个变量的散点特征空间提出了温度植被干旱指数(TVDI),为了保证特征空间的边界具有代表性,使用TVDI时要求研究区域覆盖了从裸土到高密度植被的所有土地利用类型。Jackson等^[59]以冠层气温差作为主要的计算因子提出了作物缺水指数(CWSI),综合考虑了植被和大气等多因素对作物含水状态的影响,但是CWSI计算过于繁琐,且利用遥感数据计算时会额外引入卫星在地表温度观测中的信息噪声^[60]。基于能量平衡双层模型,Moran等^[61]提出的水分亏缺指数(WDI)克服了CWSI的不足,但计算中使用的地表混合温度数据会因为灌溉带来监测的“滞后性”。就反映环境压力对植被的影响而言,由于植物冠层和叶表面绿度对环境胁迫反应缓慢,常用的植被指数监测农业干旱会表现出一定的延迟效应。卫星太阳诱导的叶绿素荧光(SIF)基于环境胁迫后植被的光合活性降低这一特性监测农业干旱,有效避免了延迟效应的发生^[62-65](表1)。

1.4 基于多变量的综合干旱指数

基于多变量的综合干旱指数是指综合基于气象变量、土壤湿度和植被状态的指数等多源变量并通过特定模型构建的指数,相比于单变量指数,可以更加全面地监测农业干旱^[66]。Brown等^[67]综合利用SPI、PDSI、植被指数以及地形等信息,通过分类回归树的方法,提出了植被干旱响应指数(Veg-DRI),能够近实时地提供国家尺度的干旱监测信息,现已成为综合干旱监测指数的典范。Mu等^[68]利用MODIS蒸散发(ET/PET)和NDVI数据建立了一个新的全球干旱监测指数,即干旱严重指数

表 1 常用监测农业干旱的指数

Table 1 The indices commonly used to monitor agricultural drought

指数	输入变量	构建机理	优势	主要作者
标准化降水指数(<i>SPI</i>)	P	表征某时段内降水量出现的概率	变量少,多时间尺度	McKee 等 ^[27]
标准化降水蒸散指数(<i>SPEI</i>)	P 、 PET	表征某时段内水分亏缺出现的概率	考虑蒸散发,多时间尺度	Vicente-Serrano 等 ^[31]
Palmer 干旱指数(<i>PDSI</i>) ^[20]	P 、 PET	表征一段时间内,某区域实际水分供应持续地少于当地气候适应水分供应时发生的水分亏缺 ^[64]	考虑径流和土壤条件	Palmer
自适应 Palmer 干旱指数(<i>scPDSI</i>)	P 、 PET	<i>PDSI</i> 的修正版,根据不同区域的气候特点对 <i>PDSI</i> 校正参数	解决了 <i>PDSI</i> 的空间局限性	Wells 等 ^[25]
蒸散发压力指数(<i>ESI</i>)	PET 、 ET	描述了实际蒸散发和潜在蒸散发比值的异常	可监测骤旱	Anderson 等 ^[34]
蒸散发需求干旱指数(<i>ED-DI</i>)	PET	基于大气蒸散发需求,考虑了蒸散发过程中的辐射强迫项和平流强迫项	多时间尺度,忽略下垫面的影响	Hobbins 等 ^[35]
标准化土壤湿度指数(<i>SSI</i>)	SM	表征某时段内的土壤湿度出现的概率	考虑了土壤含水量的分布特征	Hao 等 ^[42]
土壤湿度距平指数(<i>SMA</i>)	SM	表征与平均状态下土壤湿度的差距	消除了季节影响	Sheffield 等 ^[43]
土壤湿度百分位数(<i>SMP</i>)	SM	利用长期土壤湿度的百分位确定干旱程度的阈值	利于时空比较	Shukla 等 ^[44]
土壤湿度指数(<i>SMI</i>)	SM 、 SM_{WP} 、 SM_{FC}	土壤水分含量与凋萎含水量的差值为土壤有效含水量的一半时,土壤开始受到水分的胁迫	考虑土壤性质,不需要长时间湿度数据	Hunt 等 ^[46]
土壤水分亏缺指数(<i>SWDI</i>)	SM 、 SM_{WP} 、 SM_{FC}	当土壤水分含量开始低于田间持水量时,植物即将受到水分的胁迫	考虑了植物生理状态与土壤水分的关系	Martínez-Fernández 等 ^[47]
植被条件指数(<i>VCI</i>)	$NDVI$	在同期对各月 $NDVI$ 归一化	消除地形、气候、植被覆盖的影响	Liu 等 ^[65]
温度条件指数(<i>TCI</i>)	LST	在同期对各月 LST 归一化	消除地形、气候、植被覆盖的影响	Kogan ^[53]
植被健康指数(<i>VHI</i>)	$NDVI$ 、 LST	综合考虑 VCI 和 LST ,赋予它们相同的权重	同时考虑水和热的胁迫	Kogan ^[55]
温度植被干旱指数(<i>TVDI</i>)	$NDVI$ 、 LST	由 $NDVI$ 和 LST 确定干边和湿边的方程,表征作物面临水分胁迫的程度	适用于小区域的干旱监测	Sandholt 等 ^[58]
作物缺水指数(<i>CWSI</i>)	PET 、 ET	利用水分能量平衡原理,综合考虑土壤水分和农田蒸散发的关系	物理意义明确,适应性较强	Jackson 等 ^[59]
水分亏缺指数(<i>WDI</i>)	T_s 、 T_a 、 $SAVI$	以冠层温度为基础,在能量平衡双层模型的基础上建立	扩展了在低植被覆盖下的应用	Moran 等 ^[61]

P 为降水, PET 为潜在蒸散发, ET 为真实蒸散发, SM_{WP} 为凋萎含水量, SM_{FC} 为田间持水量, T_s 为地表混合温度, T_a 为空气温度, $SAVI$ 为土壤调节植被系数。

(*DSI*),该指数加强了实时的干旱监测和评估工作。Hao 等^[42]利用 Copula 联合分布函数组合 *SPI* 和标准化土壤水分指数(*SSI*),构建了一种可以同时对气象干旱和农业干旱进行综合评估的多元标准化干旱指数(*MSDI*),并成功地运用到全球综合干旱监测和预测系统。Rhee 等^[69]使用了多传感器的数据,结合 $NDVI$ 、 LST 和降水数据,使用回归和相关分析构建了一种新的基于遥感数据的干旱指数,即干旱状况指数(*SDCI*),可以应用于干旱和潮湿地区的农业干

旱监测。综合土壤湿度数据来构建综合干旱指数可以进一步提升干旱监测的全面性,Lu 等^[70]综合了 $NDVI$ 、 SM 、 LST 和降水量(*PCP*)数据,利用线性组合开发了一个新的月尺度农业干旱指数,即综合尺度干旱指数(*ISDI*),有利于评估历史干旱事件的影响和监测未来干旱的发生,为美国的干旱监测提供了长期的气候学依据。Sánchez 等^[71]基于 LST 、 $NDVI$ 和土壤表层水分(*SSM*)通过权重组合来构建土壤水分农业干旱指数(*SMADI*),由于 *SMADI* 的计算

简单快速且所需要的数据是可以随时获取的,在实际应用中可以快速判断干旱发生的情况,利用这种优势可以增强全球农业干旱监测系统的预警能力^[72](表2)。

表 2 常见综合干旱指数
Table 2 The common comprehensive drought indices

指数	输入	构建方法	优势	主要作者
植被干旱响应指数(<i>VegDRI</i>)	植被指数、气象干旱指数和土壤有效持水量等	机器学习	实时国家尺度监测	Brown 等 ^[67]
干旱严重指数(<i>DSI</i>)	<i>PET</i> 、 <i>ET</i> 、 <i>NDVI</i>	权重组合	利用遥感数据监测全球	Mu 等 ^[68]
干旱状况指数(<i>SDCI</i>)	<i>NDVI</i> 、 <i>LST</i> 、 <i>P</i>	权重组合	适合在湿润区域监测	Rhee 等 ^[69]
多元标准化干旱指数(<i>MSDI</i>)	<i>SPI</i> 、 <i>SSI</i>	Copula联合分布	捕获降水或土壤水分所表明的干旱条件	Hao 等 ^[42]
综合尺度干旱指数(<i>ISDI</i>)	<i>NDVI</i> 、 <i>LST</i> 、 <i>P</i> 、 <i>SM</i>	权重组合	综合了农业干旱过程中一系列重要变量	Lu 等 ^[70]
土壤水分农业干旱指数(<i>SMADI</i>)	<i>LST</i> 、 <i>NDVI</i> 、 <i>SSM</i>	权重组合	在雨养农业系统中有好的监测效果	Sánchez 等 ^[71]

2 国内外业务化农业干旱监测系统

2.1 美国业务化农业干旱监测系统

美国干旱监测系统(USDM)由内布拉斯加大学林肯分校的国家抗旱中心(NDMC)、美国国家海洋和大气管理局(NOAA)和美国农业部(USDA)等多部门开发,是基于多源数据、多指数和专家知识的监测系统,旨在为美国提供实时且全面的干旱监测和评估信息^[73]。其产品包含全美范围的干旱监测专题图以及对于干旱情况和影响的文字评述组成,每周发布,并不断在地理范围、细节、团队合作、公众认知度、技术等方面逐步改进。

USDM 选择使用的关键变量以降水量、温度、流量、土壤湿度和雪水当量为主^[74]。最初,只使用了少量输入数据,即将各种气象类指数(如 *SPI* 和 *PDSI*)与遥感植被指数组合。目前,USDM 的构建涉及到对 40~50 个输入的分析,如基于气象变量的干旱指数、土壤湿度、水文、气候、模拟和遥感输入。未来,USDM 灵活的构建方法可以将新指标不断地

纳入到监测系统里。USDM 将干旱严重程度划分为偏干(D0)、轻旱(D1)、中旱(D2)、重旱(D3)、特旱(D4)5 个等级(表3)。干旱等级的划分采用百分位数法,即根据每个单一变量或指数值的历史序列计算出当前的干(湿)状况百分位数,然后对这些百分位数进行加权平均,最终形成用于划分干旱等级的数值(表4)。该干旱等级分类方法具有可变通性,可以在新的技术与资料出现时较容易地与之前的技术结合。最重要的是,USDM 为了提高准确性,整合了实地专家对于干旱影响的评估报告,在系统原有的评估结果上进行修正,使用可以描述干旱严重程度的“混合证据收敛”的组合方法,将客观科学和主观经验相结合。

2.2 中国业务化农业干旱监测系统

中国的业务化农业干旱监测系统以中国气象局国家气候中心研制的“全国旱涝气候监测、预警系统”为代表,该系统利用了以标准化降水、相对蒸散量和前期降水量等变量为基础构建的综合气象干旱指数(*CI*)对全国范围内干旱事件的发生、发展

表 3 USDM 中关键客观指标与干旱级别的联系
Table 3 The links between 6 key objective indicators and drought levels in USDM

等级	描述	指标范围				
		<i>PDSI</i>	CPC 土壤湿度模式	每周 USGS 流量指标	<i>SPI</i>	客观干旱指标带
D0	偏干	-1.0~-1.9	21~30	21~30	-0.5~-0.7	21~30
D1	轻旱	-2.0~-2.9	11~0	11~20	-0.8~-1.2	11~20
D2	中旱	-3.0~-3.9	6~10	6~10	-1.3~-1.5	6~10
D3	重旱	-4.0~-4.9	3~5	3~5	-1.6~-1.9	3~5
D4	特旱	≤-5.0	0~2	0~2	≤-2.0	0~2

表4 干旱级别划分及其出现概率
Table 4 The classification of drought and their occurrence probability

等级	描述	概率/%
D0	偏干	(20,30]
D1	轻旱	(10,20]
D2	中旱	(5,10]
D3	重旱	(2,5]
D4	特旱	≤2

进行逐日监测,又结合了数值预报产品使其可以针对未来一周的干旱演变发布预警信息^[75]。但在近些年几次重大的干旱事件的监测中,CI暴露出一些不能准确监测到干旱事件发生的问题。修正后的气象干旱综合指数(MCI)是在CI指标存在问题的基础上,经过大量的调研和对比实验后,发展的新的适合中国的综合干旱监测指数。

MCI的构建考虑了干旱发生时60 d内的有效

降水(权重累积降水)、30 d内蒸散(相对湿润度)以及季节尺度(90 d)降水和近半年尺度(150 d)降水的综合影响。并且该指数为了满足业务服务的需求,还增加了季节调节系数,用于对作物在生长季时发生的气象干旱进行逐日的监测和评估:

$$MCI=Ka \times (a \times SPIW_{60} + b \times MI_{30} + c \times SPI_{90} + d \times SPI_{150}) \quad (1)$$

式中: MI_{30} 为近30 d相对湿润度指数; SPI_{90} 为近90 d标准化降水指数; SPI_{150} 为近150 d标准化降水指数; $SPIW_{60}$ 为近60 d标准化权重降水指数; a 为 $SPIW_{60}$ 项的权重系数,北方及西部地区取0.3,南方地区取0.5; b 为 MI_{30} 项的权重系数,北方及西部地区取0.5,南方地区取0.6; c 为 SPI_{90} 项的权重系数,北方及西部地区取0.3,南方地区取0.2; d 为 SPI_{150} 项的权重系数,北方及西部地区取0.2,南方地区取0.1; Ka 为季节调节系数,根据不同季节各地主要的农作物在生长发育阶段确定土壤水分的敏感程度。干旱等级分类列于表5。

表5 MCI干旱等级划分
Table 5 The classification of drought in MCI

等级	类型	MCI	干旱影响程度
1	无旱	$MCI > -0.5$	地表湿润,作物水分供应充足;地表水资源充足,能满足人们生产、生活的需要
2	轻旱	$-1.0 < MCI \leq -0.5$	地表空气干燥,土壤出现水分轻度不足,作物轻微缺水,叶色不正;水资源出现短缺,但对生产、生活的影响不大
3	中旱	$-1.5 < MCI \leq -1.0$	土壤表面干燥,土壤出现水分不足,作物叶片出现萎蔫现象;水资源短缺,对生产、生活造成影响
4	重旱	$-2.0 < MCI \leq -1.5$	土壤水分严重不足,出现干土层(1~10 cm),作物出现枯死现象;河流出现断流,水资源严重不足,对生产、生活造成较重的影响
5	特旱	$MCI \leq -2.0$	土壤水分持续严重不足,出现于较厚干土层(大于10 cm),作物出现大面积枯死;多条河流出现断流,水资源严重不足,对生产、生活造成严重影响

SPI是运用数学方法将降水量的累积频率分布转化为标准正态分布,设某一时间尺度的降水量为 x ,假设降水量序列服从Gamma分布,则其概率密度函数为:

$$p(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}}, x > 0 \quad (2)$$

式中: α 和 β 分别为形状参数和尺度参数,均大于零,用极大似然估计方法求得,函数表达式如下:

$$\alpha = \frac{1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}}}{4A} \quad (3)$$

$$\beta = \frac{\bar{x}}{\alpha} \quad (4)$$

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum_{i=1}^n \ln x_i}{m} \quad (5)$$

式中: n 为降水序列的长度,其中值为零的项数为 m ; \bar{x} 为降水序列中非零项的平均值。

令 $q = \frac{m}{n}$, 则一定时间尺度的累积概率为:

$$H(x) = q + (1 - q)G(x) \quad (6)$$

$$G(x) = \int_0^x p(x) dx \quad (7)$$

将累积概率分布 $H(x)$ 转换到标准正态分布,即得到对应的SPI值:

当 $0 < H(x) \leq 0.5$ 时,令 $k = \sqrt{\ln \frac{1}{H(x)^2}}$, 则:

$$SPI = - \left(k - \frac{c_0 + c_1 k + c_2 k^2}{1 + d_1 k + d_2 k^2 + d_3 k^3} \right) \quad (8)$$

当 $0.5 < H(x) < 1$ 时, 令 $k = \sqrt{\ln \frac{1}{[1 - H(x)]^2}}$, 则:

$$SPI = k - \frac{c_0 + c_1 k + c_2 k^2}{1 + d_1 k + d_2 k^2 + d_3 k^3} \quad (9)$$

式中: $c_0=2.515517$, $c_1=0.802853$, $c_2=0.010328$, $d_1=1.432788$, $d_2=0.189269$, $d_3=0.001308$ 。

MI 为某段时间内的降水量与同时段内的潜在蒸散量之差再除以同时间段内的潜在蒸散量得到的指数, 即:

$$MI = \frac{P - PET}{PET} \quad (10)$$

式中: MI 为某时段的相对湿润度; P 为某时段的降水量, 单位为 mm; PET 为某时段的潜在蒸散量, 单位为 mm。

$SPIW$ 是首先对某一时段内的逐日降水量进行加权累积, 然后对权重累积的降水量 (WAP) 进行标准化处理得到的指数, 标准化处理参照 SPI , 即:

第一步计算权重累积降水量:

$$WAP = \sum_{n=0}^N a^n P_n \quad (11)$$

式中: N 为某一时段的长度, 单位为 d; a 为贡献参数, 当 N 为 60 d 时, 则 a 取 0.85; P_n 为距离当天第 n 天的降水量, 单位为 mm。

第二步计算标准化权重降水指数:

$$SPIW = SPI(WAP) \quad (12)$$

式中: SPI 为标准化处理; WAP 为权重累积降水量, 单位为 mm。

2.3 欧洲业务化农业干旱监测系统

为了在整个欧洲范围内提供一致、即时的干旱信息, 欧盟在“DESERT”行动的基础上, 进行了“欧洲干旱观察”(EDO)系统的开发^[76]。EDO项目的主要目标是为欧洲提供一个基于互联网的干旱监测与预测的平台, 为欧洲干旱的发生和进展提供即时权威的信息。目前, EDO系统可以提供两类在线的干旱监测信息服务: 一类是实时干旱的地图信息, 包括降雨量、土壤湿度、湿度异常、干旱预测、干旱异常预测、叶面缺水指数 ($NDWI$) 和吸收光合有效辐射比 ($FAPAR$) 等, 这一类地图信息面向整个欧洲层面; 另一类是可以用户自定义的信息服务, 用户可以定制所需要的数据, 包括选择国家的具体区

域、时间跨度和干旱指标等, 这一类信息是可以具体到某个成员国家的, 以不同格式的地图输出。

综合干旱指数 (CDI) 通过综合 EDO 中所提供的 3 个主要的干旱指数即 SPI 、土壤湿度异常指数 (SMA)、光合有效辐射吸收系数异常指数 ($FAPAR$ 异常) 进行构建计算。EDO 利用 SMA 来确定农业干旱开始和持续的时间, SMA 的计算有 3 个主要步骤:

获取 LISFLOOD 水文模型模拟的森林区域和其他区域中表层和根层的土壤湿度, 对这 4 个土壤含水层的土壤湿度进行每日平均, 得到一个平均根区土壤的水分条件, 依次标准化为 SMI :

$$SMI = 1 - \frac{1}{1 + \left(\frac{\theta}{\theta_{50}} \right)^6} \quad (13)$$

式中: θ 为每日土壤水分; θ_{50} 为萎蔫点与田间持水量之间的平均值。当 SMI 等于 0 时, 土壤严重干燥 (萎蔫点); 当 SMI 等于 1 时, 土壤水分超过了田间的承受能力。

对于每一个地方 (格网), 10 d 的土壤湿度异常指数 (SMA) 计算如下:

$$SMA = \frac{SMI_t - \overline{SMI}}{\delta_{SMI}} \quad (14)$$

式中: SMI_t 为当前年内 10 d 的 SMI 平均; \overline{SMI} 和 δ_{SMI} 为多年同期 10 d 的长期平均值和标准偏差。

来自卫星观测的 $FAPAR$ 是一个生物物理变量, 代表被陆地植被吸收而进行光合作用的入射太阳辐射的比例。对于每 10 d 的 $FAPAR$, $FAPAR$ 异常 (a_t) 计算如下:

$$a_t = \frac{X_t - \bar{X}}{\delta} \quad (15)$$

式中: X_t 为当前年内 10 d 间的 $FAPAR$ 值; \bar{X} 和 δ 为多年同期 10 d 间的长期平均值和标准偏差。

SPI 的计算参照前文, 其中 1 个月尺度 SPI (SPI_1) 和 3 个月尺度 SPI (SPI_3) 被用来计算 CDI , SPI_3 与植被反应有着强相关, 因此最适合确定农业干旱, SPI_1 能监测短期极端干旱, 这种干旱往往可以对植被生长产生巨大的影响。

对于 SPI_3 、 SMA 、 $FAPAR$ 异常这 3 个指数, 标准偏差为 -1, 即 6.3 年的回归时期, 可以被用作中等干旱的阈值, 对于 SPI_1 , 标准偏差为 -2 可以被用作确定极端干旱的阈值。综合 3 类指数的干旱等级划分, CDI 的干旱等级具体被分为 5 种类型 (表 6)。

表6 CDI干旱等级划分

Table 6 The classification of drought in CDI

等级	分类条件
三级警告	$SPI_3 < -1$ 或 $SPI_1 < -2$
二级警告	$SMA < -1$ 且 $(SPI_3 < -1$ 或 $SPI_1 < -2)$
一级警告	$\Delta FAPAR < -1$ 且 $(SPI_3 < -1$ 或 $SPI_1 < -2)$
部分恢复	$(\Delta FAPAR < -1$ 且 $(SPI_{3m-1} < -1$ 且 $SPI_3 > -1))$ 或 $(\Delta FAPAR < -1$ 且 $(SPI_{1m-1} < -2$ 且 $SPI_1 > -2))$
完全恢复	$(SPI_{3m-1} < -1$ 且 $SPI_3 > -1)$ 或 $(SPI_{1m-1} < -2$ 且 $SPI_1 > -2)$

Δ 表示异常, $m-1$ 表示当前月的前一个月。

2.4 FAO业务化农业干旱监测系统

联合国粮食及农业组织(FAO)开发了一套农业干旱监测系统,使用卫星数据来监测可能受到干旱影响的农业地区(农田),以帮助个别国家监测和评估农业干旱及其带来的风险^[77]。基于区域范围的农业压力指数系统(ASIS)采用可以普遍适用的方法,作为全球信息和预警系统(GIEWS)的一种技术支持在全球范围内运行。

ASIS通过VCI和TCI综合而成的加权植被健康指数wVHI构建,FAO提供了1984—2020年遥感图像的存档和新的每10 d VCI和TCI的图像来保持系统的运行。其中VCI和TCI以百分位分别表示观测时NDVI和LST位于极值(最大值和最小值)之间的位置,高值和低值分别表示植被状态较好和较差,VHI是将VCI和TCI结合的一种综合指数,并根据实际农作物的产量异常赋予不同的权重 $a^{[78]}$:

$$VCI = \frac{NDVI - \text{Min}(NDVI)}{\text{Max}(NDVI) - \text{Min}(NDVI)} \quad (16)$$

$$TCI = \frac{LST - \text{Min}(LST)}{\text{Max}(LST) - \text{Min}(LST)} \quad (17)$$

$$VHI = a \cdot VCI + (1 - a) \cdot TCI \quad (18)$$

通过对VHI加权可以进一步测量水分胁迫,wVHI利用作物周期中每10 d的VHI异常乘以可以代表作物需水量的作物系数 kc 计算:

$$wVHI = \sum_{SOS}^{EOS} VHI * kc \quad (19)$$

式中: VHI 为10 d的VHI异常; kc 为作物系数; SOS 和 EOS 分别为季节开始和结束,来自各行政单元内的野外调查。计算使用的生长季日期受限于特定作物,这里指的是大多数农民种植某种作物时共同的时间和每个行政单位该作物生长周期的长度,所以这种方法可以对每年有两个以上的作物周期的

作物进行分析。ASIS采用Allen方法来模拟作物周期内的 kc ,采用3个参考点:季节开始、季节最大值(通常与花期一致)、季节结束(分别为 SOS 、 MOS 、 EOS),例如,玉米被计算得到3种 kc 值:0.3、1.2、0.4;水稻相应为0.95、1.0、0.97,饲料燕麦相应为0.30、1.15、0.25。

当wVHI在时间尺度上的计算完成后,使用行政单元内的像素值进行空间平均值的计算,即在特定作物的掩膜区上平均以获得行政层面上的ASIS值。ASIS利用受干旱影响($VHI < 35$ 的像元)的农业面积所占的百分比来评估干旱的空间范围。最后,根据受灾面积的百分比对整个行政区域进行分类(表7)。

表7 ASIS干旱等级划分

Table 7 The classification of drought in ASIS

干旱等级	wVHI
无旱	$wVHI \geq 42$
轻微	$38 \leq wVHI < 42$
中等	$35 \leq wVHI < 38$
严重	$25 \leq wVHI < 35$
极端	$wVHI < 25$

2.5 其他业务化农业干旱监测系统

中国MCI、美国USDM、欧洲EDO和FAO的ASIS作为主要的业务化农业干旱监测系统已经给各国家和地区创建业务化农业干旱监测系统提供了良好的示范,其中澳大利亚、加拿大和印度等国家根据自身农情发展的业务化农业干旱监测系统也已取得了不错的进展。

在1990年代末,澳大利亚在布拉斯加-林肯大学的国家干旱减灾中心基于美国干旱监测的概念提出了综合干旱指标(CDI)^[79]。该指数是一个缩小版的USDM,基于月尺度在整个澳大利亚每一个5 km×5 km的栅格上计算。4个干旱指数(SPI 、 SM 、 ET 、 $NDVI$)被通过加权平均相结合。其中,主成分分析用来确定各指标的最优权重。CDI提供不同时间尺度(1、3、6、9、12、24、36个月)的可视化地图,可以用来确定一个地区的干旱状态。例如:正在进入、继续处于、即将摆脱干旱。

加拿大官方提供的加拿大干旱监测(CDM)可以访问全国有关干旱的产品和信息^[80]。为了应对全面监测干旱的挑战,CDM利用多种数据源开发,

例如:各种降水和温度指标、*NDVI*、径流值、*PDSI*、*SPI*以及农业、林业和水管理部门使用的干旱指标。根据降水、温度、干旱模型指数图和气候数据分析易旱地区,并由联邦、省和学术科学家解释。一旦达成共识,加拿大农业和农业食品部(AAFC)将制作并使用可以显示加拿大干旱的月尺度地图来评估当前农业的干旱风险。

南亚干旱监测系统(SADMS)由国际水管理研究所(IWMI)于2014年创立,按周发布更精细分辨率(500 m)的南亚地区(阿富汗、孟加拉国、不丹、印度、尼泊尔、巴基斯坦和斯里兰卡)的旱情信息^[81]。包括一系列的干旱指数,如综合干旱严重度指数(*IDSI*)、*SPI*和土壤湿度指数(*SMI*)等。其中,*IDSI*是通过新的数据融合技术综合3个归一化指数*VCI*、*TVI*和*PCI*构建的新的综合指数,改善了当前干旱监测和预测的能力,提供了在区域规模下干旱对农业影响的信息。

3 存在的问题

以多元地球大数据为基础,通过融合基于气象变量、土壤湿度及植被状态的干旱指数以及专家知识构建的综合干旱指数,是目前农业干旱业务化监测的整体趋势。目前采用的业务化系统存在如下需要改进的问题。

3.1 数据质量以及融合方法带来不确定性

数据的真实性是监测农业干旱的首要条件。气象站点普遍存在空间分布不均匀和记录的数据缺乏一致性的问题,使得业务化农业干旱监测系统主要依靠遥感数据、再分析和模型输出的数据。然而,与站点观测数据的管理和质量控制相比,其他类型的数据面临着数据可靠性、数据存储和数据计算等更为复杂的问题^[82-84]。例如,遥感数据常常受到大气条件和反演算法的影响,反演出的降水、温度以及指标状态指数等存在很大的不确定性^[85]。再分析的数据产品将各观测数据结果同化至再分析系统,数据同化模型的参数设置、物理假设以及变量之间复杂的相互作用都会影响系统最终生成的预测结果^[84]。为了提高预测的质量,还需要加强遥感以及再分析等数据的验证。

同时,业务化农业干旱监测系统普遍通过融合基于不同数据源计算的指标进行监测^[17]。不同数据的融合方法及过程的选择也带来了监测结果的

不确定性。首先,同一类型的数据可能会因为监测仪器或计算算法的不同而不能直接融合。以构建长时间序列遥感数据为例,不同卫星传感器的数据在连接和融合时需要校正,但融合算法的选择会影响结果的稳定性^[86];其次,不同的数据源或指数在融合时会将各自的误差包含进去,误差的叠加会带来更大的不确定性^[87]。另外,这些多源数据的时间和空间分辨率也不同,如何把这些不同时空分辨率的数据融合在同一个时间空间尺度是一个挑战。

3.2 综合干旱指数的可靠性有待提高

业务化农业干旱监测系统采用多种变量构建出的综合干旱指数来监测农业干旱,其监测能力受到构建方法的影响^[70,85]。综合干旱指数的适用性除了受到作物类型、区域气候、地形变化和土壤特性等在空间差异上影响,还和作物在不同生长期对干旱的敏感程度不同等时间尺度上的因素有关。因此,构建综合干旱指数时应考虑时空变化^[18,88]。国内外的业务化系统中,欧洲CDI使用标准化后的指数构建综合指数消除了时空差异带来的影响;中国MCI根据监测地点所处的方位设置了参与计算的各指数的权重,考虑了空间异质性,同时使用季节调节系数考虑时间异质性;ASIS中引进了特定作物的物候信息消除时间差异,利用*VCI*和*TCI*在不同区域赋予不同的权重消除空间差异。如何在综合干旱指数中全面考虑这些因素,目前还没有达成一致可行的综合干旱指数的构建方法及流程的建议。

此外,农业干旱的发生是一个缓慢而复杂的过程,合理利用干旱的累积性和滞后性是构建综合干旱指数的难点^[89]。累积性体现在长期水分的累积匮乏会导致干旱的发生,滞后性是指农业干旱往往发生在气象、水文干旱之后。干旱的累积和滞后是复杂的^[90-91],受植被耗水性和土壤持水性等影响,累积和滞后同时具有空间差异性。在国内外的业务化系统中,CDI既综合了1个月和3个月累积的*SPI*,也综合了1个月滞后的*SPI*;MCI中包含了降水和蒸散发等气象因素,只考虑了不同气象因素中多日的累积效应,没有考虑到农业干旱的发生往往会滞后于气象干旱;ASIS描述的是植被当时的生长状态,可以直接表现出作物受干旱累积性和滞后性的影响。如何把不同指标间的滞后性准确地考虑到综合干旱指数中,目前的业务化干旱监测系统还没有明确的方法。

3.3 监测的时间分辨率有待提高

农业干旱业务化监测需要对农业干旱进行更加即时准确的监测和预测,以日为尺度的监测是多方面的迫切需求^[92-93]。首先,近些年,极端高温、热浪和骤旱等极端气候事件发生逐渐增多,极大地威胁着植被生长,尤其在植被生长的关键阶段,例如发芽、授粉和籽粒灌浆等关键时期发生的短期极端事件可能会导致作物产量显著降低^[94]。其次,每日总降水量少于5 mm往往被视为无效降水,植被可能无法利用,而在进行干旱监测时使用与周或月尺度降水有关的指数可能会忽略其影响,降低了对干旱的断定^[95]。最后,日尺度监测可以准确地描述农业干旱事件开始和结束的时间,这有利于分析和评估干旱的频率、持续时间和强度等特性,为农业管理者们提供更可靠的决策支持^[96-97]。然而,现有业务化监测系统监测的时间尺度多为月或季,其中,CDI和ASIS监测的时间尺度是10 d,USDM是7 d。

3.4 缺乏考虑水文条件的影响

水文条件干旱是导致农业干旱发生的另一个重要因素。农业干旱滞后于水文干旱,在河流密布的流域地区,气象干旱在引起表面径流减少后,农业干旱才逐渐产生,河流提供的水资源保持了土壤湿度的稳定,植被可以从土壤中汲取生长所需要的水分^[98]。在缺少降水和没有径流的干旱半干旱区,植被所需要的水资源很大一部分来自地下水,加入地下水数据可以更可靠地在干旱区监测^[99]。除了自然的水文过程,灌溉和水库集水调水是保持作物产量、缓解农业干旱的有效方法^[100]。特别是在高度发达的农业地区,短期降水异常造成的影响可以被忽略,考虑灌溉和水库数据进行监测可以减少对干旱严重性的高估^[41,101]。现有的业务化农业干旱监测系统主要侧重于气象变化、植被状态和土壤条件,而缺少对河流、地下水和灌溉等多种水文条件的关注。

3.5 缺乏考虑作物的生长过程

避免植被生长受抑制甚至死亡和减少农作物产量下降是研究农业干旱的主要目的,植被是农业干旱的研究主体,但植被的生长过程常常被忽略。在不同的生长阶段,植被对水的需求量和对热的耐受力不同^[102]。一定时期内,在严重的气象干旱和水文干旱下植被依旧可以正常生长,此时,农业干旱

较弱或并未发生;而在植被敏感脆弱期,轻微的气象干旱和水文干旱也可以导致植被严重损伤^[103-104]。此外,植被在不同的生长过程中形态也会发生变化。植被的生长状态除了受到气象变化的影响,本身也会因为生长周期而变化,生长状态与干旱监测之间建立的联系会因此受到干扰。作物产量作为可以定量评估农业干旱影响的因素,在构建和评估干旱指数时将农业干旱灾害评估从定性转向定量^[6,105]。业务化农业干旱监测系统却没有全面考虑植被生长过程,中国MCI利用季节调节系数确定植被的发育阶段,ASIS只考虑了植被的物候时期。如何把作物敏感期干旱对农业的影响准确量化,需要更深入的研究。

4 展望

利用业务化农业干旱监测系统监测和预测农业干旱可以减轻农业干旱造成的损失,能否提供即时准确的监测信息是评价其好坏的主要依据。本文回顾了常用的监测农业干旱的指数和主要的业务化农业干旱监测系统,并指出业务化监测系统中存在的问题。未来,有以下7个方面可能是农业干旱业务化监测发展的主要方向:

利用多源数据监测干旱。多源数据的融合可以极大地减轻由单一数据源所带来的不确定性。在大数据时代,长期、稳定、连续的站点观测数据、卫星遥感观测数据、再分析数据和陆表过程模型模拟数据更易获取,数据质量也在不断提高^[106]。此外,在最新的遥感及再分析数据中获取新的生物物理变量,可全面地监测由多因素导致的农业干旱^[107]。

综合干旱指数的构建需考虑研究区域的时空特性。在不同的区域和时间尺度上对综合干旱指数的多变量赋予不同权重可以增强监测指数的适用性。不同时空尺度上的农业干旱发生的原因是不同的,农业干旱产生的影响也是不同的^[108]。构建综合干旱指数时对单一变量设置的权重在不同时空尺度上不能相同,需要根据水热条件、植被类型和土壤特性等空间特性以及植被在不同生长阶段对干旱的敏感程度不同等时间特性重新分配^[109]。

综合干旱指数需考虑指标间的累积性和滞后性。农业干旱具有显著的累积性和滞后性。农业干旱的发生一方面是由于长期的降水短缺,植被不能获得充足持续的可利用水而抑制生长^[110];另一方

面,植被在生长的某关键时期受到干旱胁迫后不能正常发育^[111]。构建综合干旱指数时,既要考虑具有长时间尺度的变量,还需要纳入可以表征前期干旱状态的变量。

机器及深度学习是构建干旱指数的有力工具。机器及深度学习可以通过对大量影响干旱的因素和干旱指数进行训练分析,构建新的综合干旱指数。机器及深度学习能高效解决不同来源数据之间模糊又复杂的非线性关系,避免了传统综合干旱指数中因干旱指数的选择和权重的赋予带来的偏差^[67]。在不清楚干旱内在机理的情况下,机器及深度学习可以尽可能多地综合与干旱有关的影响因子,在不同的监测区域和时间中有更强的适用性^[112]。例如:长短时记忆神经网络(深度循环网络)就具有记忆功能,可以把不同干旱指数间的滞后效应融合到综合指数中^[113]。

以日为时间尺度监测干旱。鉴于骤旱事件发生的频率和强度都有增强的趋势,日尺度的农业干旱监测和预测为农民提供即时的干旱预警信息,即时采取风险防范策略,挽回不必要的经济损失。以日为单位监测干旱能够即时应对极端气候事件的发生,降低由无效降水所带来的对于干旱状态的低估,以及精准描述干旱的特征^[93]。虽然日尺度干旱监测的发展仍受到源数据时空分辨率的制约,但随着遥感和数据同化技术的发展^[114],在日尺度上监测农业干旱会成为未来业务化监测的主要方向。

加强作物生长过程模型在干旱监测中的作用。作物生长过程模型考虑了作物生长过程中整体的水热平衡,利用过程模型可以细化农业干旱发生的机制,捕捉干旱的复杂过程和不同影响。过程模型可以模拟大气-土壤-植被-水文-生态-社会经济之间相互作用以及干旱缓慢发展和持续变化的动态过程^[115],体现造成干旱发生的影响因素的物理变化。加强干旱指数与作物过程模型间的融合可以进一步提高监测的可靠性和实用性,更有助于预防干旱事件的发生^[116]。

应用先进的技术和手段。新技术和手段为改进原有干旱模型和理解农业干旱的复杂过程提供了新途径。在田块尺度上,现有的无人机高分辨率拍摄技术提高了干旱监测的精度,也为区域上干旱监测结果提供新的验证手段及观测数据^[117]。一系列新发射的遥感卫星,提供了更多对地观测的变量^[118]。微波、高光谱和雷达数据可以进行面向更多

机制的干旱研究。作物生长模型可以耦合宏观格局表征与微观机理过程,建立具有明确物理机制的干旱监测模型^[119]。GEE、AWS等云计算平台被应用到在大规模的遥感和气象数据挖掘上进行专家系统的构建^[120]。随着新技术和手段的进步,促进了精准化多时空尺度农业干旱监测的发展。

参考文献:

- [1] 刘宪锋,朱秀芳,潘耀忠,等.农业干旱监测研究进展与展望[J].地理学报,2015,70(11):1835-1848.
- [2] Zhao X, Xia H, Liu B, et al. Spatiotemporal comparison of drought in Shaanxi-Gansu-Ningxia from 2003 to 2020 using various drought indices in Google Earth Engine [J]. Remote Sensing, 2022, 14(7):1570.
- [3] Ha T V, Huth J, Bachofer F, et al. A review of earth observation-based drought studies in Southeast Asia [J]. Remote Sensing, 2022, 14(15):3763.
- [4] 高超,赵强强,张菲菲.基于中文文献计量统计分析的农业干旱灾害研究进展[J].华北水利水电大学学报(自然科学版), 2022, 43(2):1-9.
- [5] Yao N, Li Y, Dong Q, et al. Influence of the accuracy of reference crop evapotranspiration on drought monitoring using standardized precipitation evapotranspiration index in mainland China [J]. Land Degradation & Development, 2020, 31(2):266-282.
- [6] Tian L, Yuan S, Quiring S M. Evaluation of six indices for monitoring agricultural drought in the south-central United States [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 249:107-119.
- [7] 郝增超,侯爱中,张璇,等.干旱监测与预报研究进展与展望[J].水利水电技术,2020,51(11):30-40.
- [8] Zargar A, Sadiq R, Naser B, et al. A review of drought indices [J]. Environmental Reviews, 2011, 19:333-349.
- [9] 宋琳琳,张强,任余龙,等.PDSI及scPDSI干旱指数在中国西南地区适用性分析[J].中国沙漠,2021,41(2):242-252.
- [10] 杨庆,李明星,郑子彦,等.7种气象干旱指数的中国区域适应性[J].中国科学:地球科学,2017,47(3):337-353.
- [11] Zhao Z, Wang K. Capability of existing drought indices in reflecting agricultural drought in China [J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2021, 126(8):JG006064.
- [12] 栗晓玲,张更喜,冯凯.干旱指数研究进展与展望[J].水利与建筑工程学报,2019,17(5):9-18.
- [13] Rojas O, Racioner I P, Li Y, et al. Surveillance of agricultural drought worldwide from space using the FAO-Agriculture Stress Index System (ASIS) [R]//2019 edition of the Global Assessment Report on Disaster Risk Reduction. 2019.
- [14] Crocetti L. Earth observation for agricultural drought monitoring in the Pannonian Basin (southeastern Europe): current state and future directions [J]. Regional Environmental Change, 2020, 20(4):1-17.
- [15] Saha T R, Shrestha P K, Rakovec O, et al. A drought monitoring

- tool for South Asia[J]. *Environmental Research Letters*, 2021, 16(5):54014.
- [16] 吴炳方, 蒙继华, 李强子. 国外农情遥感监测系统现状与启示[J]. *地球科学进展*, 2010, 25(10):1003-1012.
- [17] 吴志勇, 程丹丹, 何海, 等. 综合干旱指数研究进展[J]. *水资源保护*, 2021, 37(1):36-45.
- [18] Cao S, Zhang L, He Y, et al. Effects and contributions of meteorological drought on agricultural drought under different climatic zones and vegetation types in Northwest China[J]. *Science of The Total Environment*, 2022, 821:153270.
- [19] 王劲松, 郭江勇, 周跃武, 等. 干旱指标研究的进展与展望[J]. *干旱区地理*, 2007(1):60-65.
- [20] Alley W M. The Palmer drought severity index: limitations and assumptions[J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 1984, 23(7):1100-1109.
- [21] Dai A. Drought under global warming: a review[J]. *Wires Climate Change*, 2011, 2(1):45-65.
- [22] Dai A. Characteristics and trends in various forms of the Palmer drought severity index during 1900-2008[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2011, 116(D12):D12115.
- [23] Sheffield J, Wood E F, Roderick M L. Little change in global drought over the past 60 years[J]. *Nature*, 2012, 491(7424):435-438.
- [24] Guttman N B, Wallis J R, Hosking J R M. Spatial comparability of the Palmer drought severity index[J]. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 1992, 28(6):1111-1119.
- [25] Wells N, Goddard S, Hayes M J. A self-calibrating palmer drought severity index[J]. *Journal of Climate*, 2004, 17(12):2335-2351.
- [26] Guttman N B. Comparing the Palmer drought index and the standardized precipitation index1[J]. *Journal of the American Water Resources Association*, 1998, 34(1):113-121.
- [27] McKee T B, Doesken N J, Kleist J. The relationship of drought frequency and duration to time scales[C]//Anaheim, USA: Eighth Conference on Applied Climatology, 1993:179-184.
- [28] Wu J, Zhou L, Liu M, et al. Establishing and assessing the integrated surface drought index (ISDI) for agricultural drought monitoring in mid-eastern China[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 23:397-410.
- [29] Barker L J, Hannaford J, Chiveron A, et al. From meteorological to hydrological drought using standardised indicators[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2016, 20(6):2483-2505.
- [30] Labudová L, Labuda M, Takáč J. Comparison of SPI and SPEI applicability for drought impact assessment on crop production in the Danubian Lowland and the East Slovakian Lowland[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2017, 128(1/2):491-506.
- [31] Vicente-Serrano S M, Beguería S, López-Moreno J I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index[J]. *Journal of Climate*, 2010, 23(7):1696-1718.
- [32] Tian Y, Xu Y P, Wang G. Agricultural drought prediction using climate indices based on support vector regression in Xiangjiang River basin[J]. *Science of The Total Environment*, 2018, 622/623:710-720.
- [33] Anderson M C, Hain C, Wardlaw B, et al. Evaluation of drought indices based on thermal remote sensing of evapotranspiration over the continental United States[J]. *Journal of Climate*, 2011, 24(8):2025-2044.
- [34] Anderson M C, Zolin C A, Sentelhas P C, et al. The evaporative stress index as an indicator of agricultural drought in Brazil: an assessment based on crop yield impacts[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 174:82-99.
- [35] Hobbins M T, Wood A, McEvoy D J, et al. The evaporative demand drought index. part I: linking drought evolution to variations in evaporative demand[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2016, 17(6):1745-1761.
- [36] Nguyen H, Wheeler M C, Otkin J A, et al. Using the evaporative stress index to monitor flash drought in Australia[J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(6):64016.
- [37] Chatterjee S, Desai A R, Zhu J, et al. Soil moisture as an essential component for delineating and forecasting agricultural rather than meteorological drought[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 269:112833.
- [38] 李毅, 陈新国, 赵会超, 等. 土壤干旱遥感监测的最新研究进展[J]. *水利与建筑工程学报*, 2021, 19(1):1-7.
- [39] Shen Z, Zhang Q, Singh V P, et al. Agricultural drought monitoring across Inner Mongolia, China: model development, spatiotemporal patterns and impacts[J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 571:793-804.
- [40] 刘志明, 张柏, 晏明, 等. 土壤水分与干旱遥感研究的进展与趋势[J]. *地球科学进展*, 2003, 18(4):576-583.
- [41] Li Z, Hao Z, Shi X, et al. An agricultural drought index to incorporate the irrigation process and reservoir operations: a case study in the Tarim River Basin[J]. *Global and Planetary Change*, 2016, 143:10-20.
- [42] Hao Z, AghaKouchak A. Multivariate standardized drought index: a parametric multi-index model[J]. *Advances in Water Resources*, 2013, 57:12-18.
- [43] Sheffield J, Wood E F. Global trends and variability in soil moisture and drought characteristics, 1950-2000, from observation-driven simulations of the terrestrial hydrologic cycle[J]. *Journal of Climate*, 2008, 21(3):432-458.
- [44] Shukla S, Steinemann A C, Lettenmaier D P. Drought monitoring for Washington State: indicators and applications[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2011, 12(1):66-83.
- [45] 胡延斌, 张强, 肖国举, 等. 中国半干旱区农田土壤碳、氮、磷含量对玉米生产的影响[J]. *中国沙漠*, 2022, 42(3):261-273.
- [46] Hunt E D, Hubbard K G, Wilhite D A, et al. The development and evaluation of a soil moisture index[J]. *International Journal*

- of Climatology, 2009, 29(5): 747–759.
- [47] Martínez-Fernández J, González-Zamora A, Sánchez N, et al. A soil water based index as a suitable agricultural drought indicator[J]. Journal of Hydrology, 2015, 522: 265–273.
- [48] Wu Z, Qiu J, Liu S, et al. Advances in agricultural drought monitoring based on soil moisture[J]. Progress in Geography, 2020, 39(10): 1758–1769.
- [49] Wang F, Wang Z, Yang H, et al. Capability of remotely sensed drought indices for representing the spatio-temporal variations of the meteorological droughts in the Yellow River Basin[J]. Remote Sensing, 2018, 10(11): 1834.
- [50] 周磊, 武建军, 张洁. 以遥感为基础的干旱监测方法研究进展[J]. 地理科学, 2015, 35(5): 630–636.
- [51] Chang Q, Xiao X, Jiao W, et al. Assessing consistency of spring phenology of snow-covered forests as estimated by vegetation indices, gross primary production, and solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 275: 305–316.
- [52] Kogan F N. Droughts of the late 1980s in the United States as derived from NOAA Polar-Orbiting satellite data[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 1995, 76(5): 655–668.
- [53] Kogan F N. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection[J]. Advances in Space Research, 1995, 15(11): 91–100.
- [54] Kogan F N. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(8): 1405–1419.
- [55] Kogan F N. Global drought watch from space[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 1997, 78(4): 621–636.
- [56] Kogan F N. Operational space technology for global vegetation assessment[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2001, 82(9): 1949–1964.
- [57] Bento V A, Gouveia C M, DaCamara C C, et al. A climatological assessment of drought impact on vegetation health index[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 259: 286–295.
- [58] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79(2/3): 213–224.
- [59] Jackson R D, Kustas W P, Choudhury B J. A reexamination of the crop water stress index[J]. Irrigation Science, 1988, 9(4): 309–317.
- [60] 李柏贞, 周广胜. 干旱指标研究进展[J]. 生态学报, 2014, 34(5): 1043–1052.
- [61] Moran M S, Clarke T R, Inoue Y, et al. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 49(3): 246–263.
- [62] Pandiyan S, Navaneethan C, Vijayan R, et al. Evaluation of drought using satellite solar-induced chlorophyll fluorescence during crop development stage over Xinjiang, China[J]. Measurement, 2022, 187: 110327.
- [63] Zhang Z, Xu W, Qin Q, et al. Monitoring and assessment of agricultural drought based on solar-induced Chlorophyll Fluorescence during growing season in North China Plain[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 775–790.
- [64] Li S, Wang X, Gao C, et al. Meteorological drought warning research in Fujian Province, China during 1971–2016[J]. Journal of Geoscience and Environment Protection, 2019, 7(11): 220–228.
- [65] Liu W T, Kogan F N. Monitoring regional drought using the vegetation condition index[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(14): 2761–2782.
- [66] 江笑薇, 白建军, 刘宪峰. 基于多源信息的综合干旱监测研究进展与展望[J]. 地球科学进展, 2019, 34(3): 275–287.
- [67] Brown J F, Wardlaw B D, Tadesse T, et al. The vegetation drought response index (VegDRI): a new integrated approach for monitoring drought stress in vegetation[J]. GIScience & Remote Sensing, 2008, 45(1): 16–46.
- [68] Mu Q, Zhao M, Kimball J S, et al. A remotely sensed global terrestrial drought severity index[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2013, 94(1): 83–98.
- [69] Rhee J, Im J, Carbone G J. Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(12): 2875–2887.
- [70] Lu J, Carbone G J, Gao P. Mapping the agricultural drought based on the long-term AVHRR NDVI and North American Regional Reanalysis (NARR) in the United States, 1981–2013[J]. Applied Geography, 2019, 104: 10–20.
- [71] Sánchez N, González-Zamora Á, Martínez-Fernández J, et al. Integrated remote sensing approach to global agricultural drought monitoring[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 259: 141–153.
- [72] 王同亮, 马绍休, 高扬, 等. 小波包分解与多个机器学习模型耦合在风速预报中的对比[J]. 中国沙漠, 2021, 41(2): 38–50.
- [73] U.S. Drought Monitor[EB/OL]. [2022-04-18]. <https://drought-monitor.unl.edu/CurrentMap.aspx>.
- [74] Svoboda M, LeCompte D, Hayes M, et al. The drought monitor[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2002, 83(8): 1181–1190.
- [75] 国家气候中心. 气象干旱等级: GBT 20481–2017[S]. 北京: 中国标准出版社, 2017.
- [76] European Drought Observatory [EB/OL]. [2022-04-18]. <https://edo.jrc.ec.europa.eu/edov2/php/index.php?id=1000>.
- [77] UNFAO. Agriculture Stress Index System (ASIS) [EB/OL]. [2022-04-18]. https://www.fao.org/giews/earthobservation/asis/index_1.jsp?lang=en.
- [78] Unganai L S, Kogan F N. Drought monitoring and corn yield estimation in Southern Africa from AVHRR data[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 63(3): 219–232.

- [79] NACP.Drought Monitor[EB/OL].[2022-08-02].https://www.nacp.org.au/drought_monitor.
- [80] Canadian Drought Monitor [EB/OL].[2022-08-02].<https://agriculture.canada.ca/en/agriculture-and-environment/drought-watch-and-agroclimate/canadian-drought-monitor#abo>.
- [81] IWMI. Drought Monitoring System [EB/OL].[2022-08-02].<http://dms.iwmi.org/>.
- [82] Agutu N O.Assessing multi-satellite remote sensing, reanalysis, and land surface models' products in characterizing agricultural drought in East Africa [J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 194: 287-302.
- [83] Shahzaman M, Zhu W, Ullah I, et al.Comparison of multi-year reanalysis, models, and satellite remote sensing products for agricultural drought monitoring over South Asian Countries [J]. Remote Sensing, 2021, 13(16): 3294.
- [84] Golian S.On the use of satellite, gauge, and reanalysis precipitation products for drought studies [J]. Environmental Research Letters, 2019, 14(7): 75005.
- [85] Jiao W, Tian C, Chang Q, et al.A new multi-sensor integrated index for drought monitoring [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 268: 74-85.
- [86] West H, Quinn N, Horswell M. Remote sensing for drought monitoring & impact assessment: progress, past challenges and future opportunities [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 232: 111291.
- [87] Jiao W, Wang L, Novick K A, et al.A new station-enabled multi-sensor integrated index for drought monitoring [J]. Journal of Hydrology, 2019, 574: 169-180.
- [88] Cartwright J M, Littlefield C E, Michalak J L, et al.Topographic, soil, and climate drivers of drought sensitivity in forests and shrublands of the Pacific Northwest, USA [J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 18486.
- [89] 田丰, 杨建华, 刘雷震, 等. 地理学视角的干旱传播概念、特征与影响因素研究进展 [J]. 地理科学进展, 2022, 41(1): 173-184.
- [90] Ding Y, Xu J, Wang X, et al.Propagation of meteorological to hydrological drought for different climate regions in China [J]. Journal of Environmental Management, 2021, 283: 111980.
- [91] Yang F, Duan X, Guo Q, et al.The spatiotemporal variations and propagation of droughts in plateau mountains of China [J]. Science of The Total Environment, 2022, 805: 150257.
- [92] Zhang X, Duan Y, Duan J, et al.A daily drought index based on evapotranspiration and its application in regional drought analyses [J]. Science China Earth Sciences, 2022, 65(2): 317-336.
- [93] Jia Y, Zhang B, Ma B.Daily SPEI reveals long-term change in drought characteristics in Southwest China [J]. Chinese Geographical Science, 2018, 28(4): 680-693.
- [94] Christian J I, Basara J B, Hunt E D, et al.Global distribution, trends, and drivers of flash drought occurrence [J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 6330.
- [95] Byun H R, Wilhite D A.Objective quantification of drought severity and duration [J]. Journal of Climate, 1999, 12: 10.
- [96] Wang Q, Zeng J, Qi J, et al.A multi-scale daily SPEI dataset for drought characterization at observation stations over mainland China from 1961 to 2018 [J]. Earth System Science Data, 2021, 13(2): 331-341.
- [97] Pendergrass A G, Meehl G A, Pulwarty R, et al.Flash droughts present a new challenge for subseasonal-to-seasonal prediction [J]. Nature Climate Change, 2020, 10(3): 191-199.
- [98] Niu J, Chen J, Sun L.Exploration of drought evolution using numerical simulations over the Xijiang (West River) basin in south China [J]. Journal of Hydrology, 2015, 526: 68-77.
- [99] Zhao M, Geruo A, Velicogna I, et al.Satellite observations of regional drought severity in the continental United States using GRACE-based terrestrial water storage changes [J]. Journal of Climate, 2017, 30(16): 6297-6308.
- [100] 陈钦萍, 刘振滨, 杨建州. 干旱灾害对农业技术效率的影响: 基于灌溉水平的门槛效应 [J]. 中国沙漠, 2022, 42(3): 213-221.
- [101] Yu H, Zhang Q, Xu C Y, et al.Modified Palmer drought severity index: model improvement and application [J]. Environment International, 2019, 130: 104951.
- [102] Bento V A, Gouveia C M, DaCamara C C, et al.The roles of NDVI and land surface temperature when using the vegetation health index over dry regions [J]. Global and Planetary Change, 2020, 190: 103198.
- [103] Huang S, Huang Q, Chang J, et al.The response of agricultural drought to meteorological drought and the influencing factors: a case study in the Wei River Basin, China [J]. Agricultural Water Management, 2015, 159: 45-54.
- [104] Li R, Chen N, Zhang X, et al.Quantitative analysis of agricultural drought propagation process in the Yangtze River Basin by using cross wavelet analysis and spatial autocorrelation [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 280: 107809.
- [105] Son B, Park S, Im J, et al.A new drought monitoring approach: vector projection analysis (VPA) [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 252: 112145.
- [106] McCabe M F, Rodell M, Alsdorf D E, et al.The future of earth observation in hydrology [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2017, 21(7): 3879-3914.
- [107] Smith W K, Dannenberg M P, Yan D, et al.Remote sensing of dryland ecosystem structure and function: progress, challenges, and opportunities [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 233: 111401.
- [108] Zhang X, Hao Z, Singh V P, et al.Drought propagation under global warming: characteristics, approaches, processes, and controlling factors [J]. Science of The Total Environment, 2022, 838: 156021.
- [109] Hao Z, Yuan X, Xia Y, et al.An overview of drought monitoring and prediction systems at regional and global scales [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2017, 98(9): 1879-1896.
- [110] Caccamo G, Chisholm L A, Bradstock R A, et al.Assessing the sensitivity of MODIS to monitor drought in high biomass eco-

- systems[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(10): 2626–2639.
- [111] Tuvdendorj B, Wu B, Zeng H, et al. Determination of appropriate remote sensing indices for spring wheat yield estimation in Mongolia[J]. Remote Sensing, 2019, 11(21): 2568.
- [112] Rahmati O, Falah F, Dayal K S, et al. Machine learning approaches for spatial modeling of agricultural droughts in the south-east region of Queensland Australia[J]. Science of The Total Environment, 2020, 699: 134230.
- [113] Xu D, Zhang Q, Ding Y, et al. Application of a hybrid ARIMA-LSTM model based on the SPEI for drought forecasting[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, 29(3): 4128–4144.
- [114] AghaKouchak A, Nakhjiri N. A near real-time satellite-based global drought climate data record[J]. Environmental Research Letters, 2012, 7(4): 44037.
- [115] 张强, 姚玉璧, 李耀辉, 等. 中国干旱事件成因和变化规律的研究进展与展望[J]. 气象学报, 2020, 78(3): 500–521.
- [116] Zhang X, Chen N, Li J, et al. Multi-sensor integrated framework and index for agricultural drought monitoring[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 188: 141–163.
- [117] Manfreda S, McCabe M F, Miller P E, et al. On the use of unmanned aerial systems for environmental monitoring[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 641.
- [118] 梁顺林, 白瑞, 陈晓娜, 等. 2019年中国陆表定量遥感发展综述[J]. 遥感学报, 2020, 24(6): 618–671.
- [119] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 农业干旱遥感监测的原理、方法与应用[J]. 中国农业信息, 2018, 30(4): 32–47.
- [120] Alahacoon N, Edirisinghe M. A comprehensive assessment of remote sensing and traditional based drought monitoring indices at global and regional scale[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2022, 13(1): 762–799.

Research progress and perspective for operationalization of agricultural drought monitoring

Liu Weiqi^{1,2}, Ma Shaoxiu¹, Gong Yulai^{1,2}, Feng Kun¹, Liang Linhao^{1,2}

(1. Key Laboratory of Desert and Desertification, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The operational agricultural drought monitoring system is a powerful tool for monitoring and predicting agricultural drought, as well as agricultural risk assessment and prevention. In order to better promote the development of the operationalization of agricultural drought monitoring, we systematically reviewed four types of commonly used drought indices based on meteorological variables, soil moisture, vegetation status and multivariate, and analyzed the characteristics of operational agricultural drought monitoring systems in the United States, China, Europe and the United Nations Food and Agriculture Organization, etc. in detail, and discussed the problems existing in operational agricultural drought monitoring systems. For example, the quality and fusion of data are unstable, the construction of the comprehensive drought index is uncertain, the temporal resolution of monitoring needs to be improved, and the hydrological conditions and the growth process of crops are not considered. Looking forward to the future, the operational agricultural drought monitoring system should develop further from using multi-source data to monitor drought, considering regional spatial and temporal differences and the accumulation and lag between different indicators when constructing comprehensive indicators, strengthening the role of machine and deep learning in the construction of comprehensive indices, developing daily time-scale monitoring of drought to deal with the occurrence of flash drought events, strengthening the role of crop growth process models and advanced technical means in drought monitoring.

Key words: agricultural drought; operational monitoring systems; drought index; drought monitoring