宇宙射线中子法在西北农牧交错带土壤水分测量中的适用性研究

谈幸燕¹, 张兰慧^{1*}, 贺缠生^{1,2†}, 朱昱作¹, 韩智博¹, 李旭亮¹

1. 兰州大学资源环境学院, 西部环境教育部重点实验室, 兰州 730000;

2. Department of Geography, Western Michigan University, Kalamazoo, MI 49008, USA

* 通讯作者, E-mail: lh Zhang@lzu.edu.cn

† 通讯作者, E-mail: he@wmich.edu

收稿日期: 2020-01-30; 收修改稿日期: 2020-04-26; 接受日期: 2020-06-23; 网络版发表日期: 2020-08-11

国家自然科学基金项目(批准号: 41530752、41877148、41501016和91125010)和西密歇根大学地理学系Scherer捐赠基金资助

摘要 准确监测土壤水分在水文学和生态学研究 中至关重要. 宇宙射线中子传感器(CRNS)能测量田间尺度上的区域平均土壤水分, 填补了原位观测与遥感反演之间的空间尺度缺陷. 但是其在中国西北农牧交错带这样一个数据缺乏的干旱-半干旱地区的适用性研究还很缺乏. 本研究校准并评估了CRNS(标准 N_0 方法)估算土壤水分的性能. 结果显示CRNS和烘干法土壤水分之间的皮尔逊相关系数(R_p)和均方根误差(RMSE)分别为0.904和 $0.016\text{ m}^3\text{ m}^{-3}$. 这意味着CRNS能够很好地估计研究区的平均土壤水分. 与原位观测网(ECH2O)测量的土壤水分相比, CRNS对环境中水分的变化更加敏感, 表现为降雨时的高估和土壤干燥时的低估. 标准校准方程(N_0 方法)中的三个形状参数 a_0 、 a_1 、 a_2 在本研究区适用性受限, 对其进行经验校准提高了CRNS土壤水分估算的准确性. 由于缺少低烘干法土壤水分数据, 因此在极端干燥的条件下, 校准后的 N_0 方法性能依旧不好. 此外, 包括植被生物量、林冠截留和广泛发育的生物土壤结皮在内的地上生物量增加了CRNS土壤水分估算的不确定性. 需要考虑这些生物量的影响, 以进一步提高CRNS在如中国西北农牧交错带这类数据缺乏地区中估算土壤水分的准确性.

关键词 土壤水分, 宇宙射线中子仪, 原位观测, 中国西北农牧交错带

1 引言

近地表土壤水分对降水的分配到地表径流、蒸散和入渗具有深远的影响, 从而影响地表能量平衡(Brunetti等, 2019). 获得长期和高时空分辨率的土壤水分对于水文气象建模、生态系统保护和农业管理至关重要. 但是土壤水分时空分布的估算是复杂且具有挑战

性的.

当前, 监测土壤水分的主要方法包括原位观测和遥感反演. 原位观测在测量过程中往往会破坏土壤结构, 且测量费时费力, 还只能获取小范围内(<数米)的土壤水分值(Brocca等, 2017; Tian等, 2019a). 遥感反演的优势在于可以在较大的空间范围内估算土壤水分, 但只能以粗糙的空间分辨率(~20km)估算浅层土壤

中文引用格式: 谈幸燕, 张兰慧, 贺缠生, 朱昱作, 韩智博, 李旭亮. 2020. 宇宙射线中子法在西北农牧交错带土壤水分测量中的适用性研究. 中国科学: 地球科学, 50(11): 1596–1610, doi: [10.1360/N072020-0030](https://doi.org/10.1360/N072020-0030)

英文引用格式: Tan X, Zhang L, He C, Zhu Y, Han Z, Li X. 2020. Applicability of cosmic-ray neutron sensor for measuring soil moisture at the agricultural-pastoral ecotone in northwest China. Science China Earth Sciences, 63(11): 1730–1744, <https://doi.org/10.1007/s11430-020-9650-2>

(~5cm)中的土壤水分(Tebbs等, 2016; Tian等, 2019b; Zhang等, 2017, 2019). 且原位测量和遥感反演都难以在中等空间尺度上准确获取土壤水分.

宇宙射线中子传感器(cosmic-ray neutron sensor, CRNS)是一种被动的、非侵入性的土壤水分测量方法, 具有满足获取中等尺度上土壤水分需求的潜力(Zreda等, 2008). 其测量范围为半径130~240m的圆形区域, 具体半径取决于空气湿度、土壤水分和植被. 其测量深度为15~83cm, 主要取决于土壤含水量, 也与植被生长等有关, 测深随着与传感器的距离呈指数减小(Köhli等, 2015). CRNS宇宙射线穿过大气层进入土壤时, 与土壤颗粒有效碰撞时产生快中子(0.5~1000eV). 因此氢原子在有效碰撞中起主要作用, 土壤对中子的缓和能力主要取决于氢原子的存在. 而土壤水分是陆地表面氢的主要来源, 因此这种缓和能力随土壤水分的增加而增加(Zreda等, 2008). 考虑到土壤水分与快中子强度呈负相关的这一物理基础, Desilets等(2010)开发了用于将中子计数率转换为土壤水分的校准函数(即所谓的“ N_0 方法”), 在随后的多数研究中被视为标准函数(Schrön等, 2017).

目前, 全球范围内已安装了200多台CRNS仪器(Andreasen等, 2017). 最大的CRNS观测网是COSMOS观测网, 其中大部分(73个)位于美国(Zreda等, 2012). 此外还有英国COSMOS-UK网络(32个)(Evans等, 2016)、德国TERENO网络(20个)(Baatz等, 2014)以及澳大利亚的CosmOz网络(13个)(Hawdon等, 2014). CRNS方法已在各种环境中得到成功的应用和评估. 例如加拿大萨斯喀彻温省(Saskatchewan)中部的牧场(Peterson等, 2016)、美国亚利桑那州SRER(the Santa Rita Experimental Range)试验区的沙漠(Franz等, 2012)、中国青藏高原北部的高寒草甸区(Zhu等, 2016)、中国西北部甘肃省的一处灌溉农田(Zhu等, 2015)以及位于澳大利亚东北部的一个玉米与大豆灌溉地的混合农业区(Franz等, 2016). 虽然 N_0 方法已得到广泛应用, 但在极干燥和极潮湿这两种条件下, 它的效果并不理想. Desilets等(2010)曾指出 N_0 方法不适用于土壤水分低于 $0.02\text{m}^3\text{m}^{-3}$ 的情况. 随后这一观点得到了验证, Hawdon等(2014)在位于澳大利亚西南部的具有沙质土壤和极低土壤水分(经常低于 $0.02\text{m}^3\text{m}^{-3}$)的Gnangara观测站安装并使用了CRNS. 另一方面, 在低海拔、具有茂密的植被和潮湿这类低中子计数环境

下, CRNS也无法在其精度范围内准确地估算土壤水分(Heidbüchel等, 2016). 在这种环境下, 误差主要是由低中子计数率和其他氢源的存在所造成的. 但是, 很少有研究调查此类问题的原因和解决方案, 更不用说在两种类型的问题同时存在的地区测试 N_0 方法的性能了.

中国西北农牧交错带范围定义为从西部的干旱区到东部的半干旱区, 是一个生态脆弱的地区, 沙漠化严重, 是防止中国沙漠化扩大的重要生态屏障. 自2000年以来, 中国政府实施了一系列大规模的生态恢复计划, 例如“三北”防护林体系工程和“退耕还林还草”计划(曾晟轩, 2018). 近几年, 研究多集中在区内经济发展模式(于培民和刘富铀, 2003)、气候变化特征(曾晟轩等, 2018)、水热时空变化规律分析(曾晟轩, 2018)、土地利用/覆被信息提取(穆亚超, 2017; 朱昱作等, 2019). 但是在了解这种大规模的植被恢复计划对研究区域土壤水文影响方面所做的工作很少.

CRNS为监测和了解区域尺度的土壤水分分布开辟了新的可能性. 但是西北农牧交错带的土壤通常非常干燥, N_0 方法的适用性可能会受到限制. 同时, 迄今为止, CRNS在如此生态脆弱地区的应用鲜有研究. 因此, 本研究的总体目标是探究CRNS在APENC地区估算土壤水分的适用性, 其具体内容包括 N_0 值的率定、不同土壤水分条件下的CRNS性能评估和生物量对CRNS土壤水分估算的影响分析.

2 材料和方法

2.1 研究区概况

中国西北农牧交错带是一个多层次、复杂的生态地理过渡带, 从东部的半干旱区延伸到西部的干旱区, 气候介于亚洲季风和中国西风之间. 生态系统非常脆弱和敏感, 沙漠化持续发生. 该地区是草地(61.15%)、沙漠(11.8%)和农田(4.38%)的混合交错区, 并且这三种主要土地覆被类型之间的动态转换在不断地发生(穆亚超, 2017). 由于全球变暖、过度放牧和过度耕种, 一些草地和农田已退化成沙漠, 导致植被覆盖率下降. 而自2000年开始实施退耕还林还草计划以来(Fu等, 2019), 一部分农田又重新生长成草原和森林.

我们将CRNS安装在位于西北农牧交错带东北缘的一个典型草地地区——中国科学院鄂尔多斯沙地草

地生态研究站(文中简称“生态站”)中($39^{\circ}29'37''\text{N}$, $110^{\circ}11'29''\text{E}$, 海拔1300m). 生态站地处毛乌素沙地东北边缘和内蒙古鄂尔多斯高原东南部的交界处(图1a). 年平均降水量约为394mm, 降雨季节上分布不均, 其中60~80%集中在6~9月. 年平均潜在蒸发量约为2300mm. 年平均气温为 6.1°C , 1月和7月的平均气温分别为 -11.4°C 和 21.5°C . 每年大约有200个大风天, 风速大于 5m s^{-1} . 每年的平均日照时间为3011小时. $\geq 10^{\circ}\text{C}$ 的累积温度为 2754°C , 持续时间149天, 无霜期为

137~154天. 区内风沙活动强烈, 其中春季最多. 区内植被类型主要为农田中的玉米、土豆和沙葱、不同密度的草地和稀疏低矮的沙生灌木. 主要植物种类是油蒿(*Artemisia ordosica*)、沙地柏(*Sabina vulgaris*)、沙柳(*Salix cheilophila* Schneid)、羊柴(*Hedysarum laeve*)等. 地形复杂, 有移动沙丘、半移动沙丘、固定沙丘和沙丘间低地. 土壤质地为沙质土壤, 土壤类型主要是栗钙土和风沙土, 大部分地区被不同深度的沙覆盖(吕贻忠和杨佩国, 2004; 崔燕等, 2004; 史作民等, 2004; 熊好

图1 CRNS在西北农牧交错带的位置(a)、自动气象站(橙色三角形)、CRNS(黄星)、ECH2O(绿点)、50m(浅灰色圆环)、100m(天蓝色圆环)和200m(红色圆环)的分布(b)
基于Zreda等(2012)等(粉红色空心圆点)和Schrön等(2017)(蓝点)的采样方案

琴等, 2012; Zheng等, 2012). 此外, CRNS测量范围内的土地覆盖/土地利用类型包括90%的草地和10%的农田.

2.2 数据

2016年10月, 在生态站中安装了一台宇宙射线中子传感器(型号为CRS-1000/B, 由美国新墨西哥州Albuquerque有限责任公司的Hydroinnova公司制造). 在使用CRNS中子强度数据之前, 要对其原始中子计数率(N_{raw})进行质量控制(Zreda等, 2012), 即筛选去掉满足下列任一条件时的值: (1) 计数间隔不是10min; (2) 两次相邻中子计数率的差值超过20%; (3) 探针盒内部的相对湿度大于80%; (4) 电池电压小于11.8V. 此外, 还需去除小于 $0.02\text{m}^3\text{m}^{-3}$ 的CRNS土壤水分值.

CRNS附近装有四组ECH2O传感器和一个自动气象站. 土壤水分和温度探头ECH2O 5TE(Decagon Devices Inc., Pullman, USA)水平插进土层中, 以避免对垂直水流产生影响(Lozano-Parra等, 2015). 在安装中设计5TE埋深为5、7.5、12.5、22.5以及40cm, 由此将土壤剖面分为5层, 分别为0~5、5~10、10~15、15~30和30~50cm. 在布设时, 还收集每个ECH2O位置的土壤样品, 并将其送至兰州大学西部环境教育部重点实验室进行土壤水分分析, 用于对ECH2O进行校准. 按照Decagon提供的手册中的逐步指导指南(Cobos, 2009), 对每个ECH2O 5TE探头进行了土壤特定的校准. 经校准后的ECH2O 5TE传感器测量土壤水分的精度为 $\pm 0.03\text{m}^3\text{m}^{-3}$ (www.decagon.com).

CRNS中子强度、ECH2O土壤水分和气象站数据连续记录的起止时间为2016-10-25~2019-10-19. 本研究区冬季的土壤温度经常低于零, 如此低的温度对ECH2O传感器测量土壤水分有很大影响. 因此, 本研究中仅使用了每年生长季节(4~10月)的数据. 中子强度和气象站数据的采集记录间隔为10min, ECH2O土壤水分为30min.

为了校准CRNS, 试验期间总共进行了7次土壤采样. 其中6次使用了COSMOS标准采样方法(Zreda等, 2012), 采样日期为2016-10-25、2017-03-29、2017-07-24、2017-09-27、2018-07-13、2018-09-25. 样点布设方案为: (1) 以CRNS为圆心, 每 60° 一个采样方向, 共计6个方向; (2) 3个半径, 分别为25、75、200m; (3) 4个土壤层, 分别为0~5、5~10、10~20、

20~30cm. 第7次则基于Schrön等(2017)所提出的更先进的采样方法布设采样点, 于2019年4月27日采集了100个土样(图1b). 采样方案与COSMOS方案相似, 但增加了10m半径上和CRNS架设处(即半径为0m)的采样点. 所有土壤样品都装在铝盒里用胶带封住, 并及时在实验室称重, 以防止水分流失. 然后在兰州大学西部环境教育部重点实验室进行烘干以测量烘干法土壤水分.

根据李柏贞和周广胜(2014)的研究, 将土壤水分条件划分为三类(重度干旱、轻微干旱和湿润). 研究区田间持水量(θ_{fc})约为 $0.20\text{m}^3\text{m}^{-3}$, 我们设定土壤水分低于 θ_{fc} 的30%时为重度干旱(低于 $0.06\text{m}^3\text{m}^{-3}$), 高于 θ_{fc} 的60%时为湿润(高于 $0.12\text{m}^3\text{m}^{-3}$), θ_{fc} 的30~60%为轻微干旱($0.06\sim 0.12\text{m}^3\text{m}^{-3}$).

研究中使用了来自MODIS MOD13Q1遥感数据的归一化植被指数(NDVI)产品(来源: <https://search.earth-data.nasa.gov/>), 作为分析地上生物量对CRNS土壤水分估算影响的辅助数据. NDVI数据集具有16天的时间分辨率和250m的空间分辨率. 所下载的NDVI数据的时间范围是从2017年1月1日至2019年1月1日. MODIS处理工具MRT(MODIS重投影工具)用于将NDVI数据处理成具有Albers Conical Equal面积投影的WGS-1984坐标系下的Geo Tiff格式文件, 然后在ArcGIS 10.2中提取了本研究站点的NDVI值.

2.3 研究方法

下面分别详细介绍: (1) 利用中子强度反演土壤水分; (2) 原位土壤水分观测值的加权平均; (3) 校准 N_0 方程中的参数; (4) 评价指标.

2.3.1 CRNS土壤水分反演

CRNS测量的宇宙射线中子强度 N_{raw} , 在用于估算土壤水分之前, 需要针对大气压力(Desilets等, 2006)、空气中的水汽(Rosolem等, 2013)和太阳活动(Kuwabara等, 2006)的变化进行校正. 校正后的中子强度 N_{corr} 可通过公式(1)计算得出:

$$N_{\text{corr}} = N_{\text{raw}} \cdot f_p \cdot f_{\text{wv}} \cdot f_i, \quad (1)$$

式中, f_p 、 f_{wv} 、 f_i 分别是针对大气压力、大气水汽和入射中子强度的校正因子. 可通过公式(2)~(4)计算:

$$f_p = e^{\frac{P-P_0}{L}}, \quad (2)$$

$$f_{wv} = 1 + 0.0054(\rho_{v0} - \rho_{v0}^{\text{ref}}), \quad (3)$$

$$f_i = \frac{I_m}{I_{\text{ref}}}, \quad (4)$$

式中, P 是当地实际大气压; P_0 是参考标准大气压, 接近于研究区当地的长期平均大气压. 根据Andreasen等(2017)的研究结果, 计算出本站点的高能中子的大气衰减长度 $L=138\text{ g cm}^{-2}$; ρ_{v0} 和 ρ_{v0}^{ref} 分别为测量和参考绝对湿度; I_m (counts per hour, cph)是给定时间特定地点的入射中子强度, I_{ref} (cph)是指基准参考强度, 两者均使用NMDB中子监测器数据库的数据(<http://www.nmdb.eu>); 研究中使用经过基于截止刚度校正(Hawdon等, 2014; Nguyen等, 2017)后的瑞士少女峰(Jungfraujoch, Switzerland)NMDB数据进行入射中子校正计算.

通过以上校正后的CRNS中子计数率(N_{corr}), 可用在下式计算出土壤水分值(Lv等, 2014):

$$\theta(N) = \left(\frac{a_0}{\frac{N_{\text{corr}}}{N_0} - a_1} - a_2 - (\theta_{\text{lw}} + \theta_{\text{SOC}}) \right) \rho_{\text{bd}}, \quad (5)$$

式中, θ 是体积含水量($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$); a_0 、 a_1 、 a_2 为三个恒定的形状参数, 当 $\theta > 0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 时取值为(0.0808, 0.372, 0.115)(Desilets等, 2010); N_0 定义为当地条件下干燥土壤的中子强度. θ_{lw} 是土壤矿物质中的晶格水(在本研究区中约为 0.01 g g^{-1}), 定义为在 105°C 干燥后在 1000°C 释放的水量; θ_{SOC} 是土壤有机质水当量, 研究区0~30cm土层的 θ_{SOC} 均值约为 0.0043 g g^{-1} (熊好琴等, 2012).

除 θ_{lw} 和 θ_{SOC} 以外, 环境中还存在例如地上生物量和降雨截留等随时间变化的氢源. Baroni和Oswald(2015)建议这些次级时变氢源(second time-varying hydrogen pools, SHP(mm))可用下式计算:

$$\text{SHP} = (\theta_{\text{CRNS}} - \theta_{\text{tot}}) \cdot z^* \cdot 10, \quad (6)$$

式中, θ_{CRNS} 为CRNS估算水分值; θ_{tot} 代表CRNS足迹内的加权实测土壤水分, 即 $\theta_{\text{ECH2O, rescaled}}$; z^* 为CRNS的有效测深. 为了量化生物质水的贡献, 将SHP与NDVI数据比较分析. 为更好的对两者进行对比分析, 将SHP日值平滑平均到与NDVI相同的时间间隔和时间点的16天时间分辨率上. 除植被本身生物量所含氢源

外, 冠层截留则会通过影响到达地面的水分总量, 从而会影响降雨期间CRNS估算土壤含水量测准确性. 冠层截留过程能被CRNS探测到, 而ECH2O无法监测这种变化, 于是便有了降雨期间CRNS相较于ECH2O明显的高估现象以及SHP值的增加. NDVI无法记录这种短期内的冠层活动, 于是我们通过在日尺度上分析降雨期间SHP的变化规律, 来尝试从CRNS信号中分离出冠层截留的影响.

将7个烘干法土壤水分代入公式(5)中, 计算出7个 N_0 值, 然后采用多项式拟合选择出 N_0 最优解. 具体来说, 我们假设从任一次校准中获得的 N_0 为最佳值, 然后将其应用于其他采样期间来估算CRNS土壤水分. 结合每次采样活动的烘干法土壤水分数据, 每个 N_0 可用于计算出一组CRNS中子强度(N_{sim}), 然后将其与校正后的中子强度(N_{corr})对比. 最终计算出7个RMSE, 再与对应的 N_0 值进行多项式拟合, 将最小RMSE对应的 N_0 值作为最佳值.

2.3.2 原位观测数据的加权计算

原位点测量和中尺度CRNS测量的空间覆盖范围是不同的, 因此需使用加权平均方法以实现CRNS和ECH2O观测以及烘干法土壤水分的可比性. 本研究使用了Schrön等(2017)提出的垂直-水平加权方法.

此外, CRNS足迹内的植被类型相对统一, 为10%的农田和90%的草原. 其中, 草地上有3个ECH2O传感器, 农田有1个ECH2O传感器, 它们与CRNS之间的距离分别约为83、100、107和125m(图1b). 因此, 还参考Schrön等(2017)的研究, 添加了面积加权方法来尝试减少由部分覆盖CRNS足迹的现场监测网的不规则分布引起的不确定性. 值得注意的是, 在使用ECH2O数据与CRNS进行比较之前, 我们还通过建立烘干法和ECH2O土壤水分之间的线性回归关系, 进一步对ECH2O加权平均土壤水分进行了重新计算.

2.3.3 N_0 方程参数本地化

CRNS土壤水分数据集中约有25%被认为是无效的(即低于 $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, 甚至低于零), 研究中尝试依据校准算法和目标函数, 并参考Villarreyes等(2011)和Heidbüchel等(2016)的研究, 对公式(5)(N_0 方程)进行了经验修正. 考虑到土壤采样方案的合理性和实验结果的准确性, 理论上使用烘干法数据进行形状参数校准

将获得最理想的结果. 在这里我们称其为第一次参数本地化过程(FPCP), 即仅使用重量土壤水分来校准参数. 此外, 考虑到烘干法土壤水分数据有限, 其最小值为 $0.065\text{m}^3\text{m}^{-3}$, 我们随机选择了一些值小于 $0.06\text{m}^3\text{m}^{-3}$ 的ECH2O土壤水分数据添加到参数校准数据集, 此改进称为“第二次参数本地化过程(SPCP)”, 即使用烘干法和ECH2O土壤水分的混合数据集校准参数.

2.3.4 评价指标

研究中使用的评价指标有皮尔逊相关系数(R_p)、均方根误差(RMSE)和Kling-Gupta系数(KGE')(Kling等, 2012). 在这里, 我们将加权平均原位观测土壤水分用作实测值, CRNS土壤水分作为模拟值. KGE'的范围是 $-\infty\sim 1$, 1为理想结果. 有关KGE'的详细说明, 参见Gupta等(2009)和Kling等(2012)的研究.

3 结果

3.1 CRNS的 N_0 和有效测量范围

如果考虑所有氢源, N_0 应该近似恒定(Desilets等, 2010). 然而, 基于烘干法采样数据, 发现在7个采样周期内, 它的变化范围为3049~4041cph(表1). 为了确定更合适的 N_0 值, 我们计算了烘干法和由不同 N_0 计算出的CRNS土壤水分之间的 R_p 和RMSE, 结果列于表1. 通常土壤干燥时更适合进行校准, 因为在土壤相对干燥的条件下, 可以最小化其他随时间变化的环境因素对CRNS土壤水分估算的影响. 然而计算结果显示由2019年4月27日的采样活动获得的 N_0 值(3756cph)具有高的 R_p (0.904)和最小的RMSE值($0.016\text{m}^3\text{m}^{-3}$), 表现要

优于最干燥的那次校准活动(2018年9月25日), 因此选择3756cph作为研究区的 N_0 值.

Schrön等(2017)指出CRNS对其所在位置附近区域(几米)的土壤水分极为敏感, 因为更多的中子起源于该区域. 研究中使用了Schrön等(2017)描述的方法计算了水平权重. 图2展示了水平权重 $W_r(\bar{h} = 17.78, \bar{\theta} = 0.065)$ 和其累计值, 发现超过90%的被测中子被分配到200m半径以内的区域, 其中50m半径的圆形区域内的累积权重超过60%. 因此, 可合理地认为美国COSMOS观测网络的标准采样方案 $R_s = \{25, 75, 200\}\text{m}$ (Franz等, 2012)仍适用于该研究区, 但需要增加50m范围内的采样点.

估算了CRNS的有效测量深度, 结果表明有效测深随距离的增加而减小, 变化范围从CRNS仪器附近的约50cm到远离CRNS的20cm. 在CRNS所在的位置(即 $r=0\text{m}$)处, 有效测深取决于土壤含水量, 随着含水量的减少而增加. 在湿润条件下测深大于20cm, 在极端干燥条件下约为60cm(图3).

3.2 CRNS和ECH2O结果对比

在将ECH2O数据作为CRNS的验证数据之前, 进一步通过在烘干法和ECH2O土壤水分之间建立线性回归关系来重新计算ECH2O的加权平均土壤水分值. 数据表明烘干法和ECH2O测量值具有很好的一致性, 两者相关性高达0.953, 且RMSE仅有 $0.013\text{m}^3\text{m}^{-3}$. 通过线性拟合, 得到烘干法和ECH2O土壤水分数据之间的线性关系式(图4). 使用该关系式对所有的ECH2O数据进行重新计算, 得到 $\theta_{\text{ECH2O, rescaled}}$.

表1 烘干法的采样日期和体积含水量以及由每次采样结果计算出的 N_0 值^{a)}

日期	N_0 (cph)	烘干法(m^3m^{-3})	$\mu_{\text{CRNS}}(\text{m}^3\text{m}^{-3})$	R_p	RMSE(m^3m^{-3})
2016-10-25	3721	0.112	0.084	0.904**	0.018
2017-03-29	3930	0.103	0.110	0.902**	0.018
2017-07-24	3049	0.101	0.116	0.902**	0.021
2017-09-27	3612	0.106	0.071	0.905**	0.026
2018-07-13	3936	0.072	0.111	0.902**	0.018
2018-09-25	4041	0.065	0.125	0.901**	0.028
2019-04-27	3756	0.119	0.088	0.904**	0.016

a) **代表相关性达到99%的显著度. μ_{CRNS} 为CRNS数据集期望值, R_p 与RMSE为由每个 N_0 计算出的7个周期内CRNS土壤水分值与烘干土壤水分值的相关系数与均方根误差

图2 CRNS水平距离权重及其累计值

图3 2018年生长季CRNS在原点($r=0m$)的有效测深

图4 七个野外采样期内的ECH2O传感器和烘干法土壤水分线性拟合

图5展示了2017年、2018年和2019年生长季的CRNS测量的校正中子计数率(N_{corr})、CRNS估算出的土壤水分、烘干法, 以及CRNS足迹内四个ECH2O的

图5 2017年(a)、2018年(b)和2019年(c)生长季的12小时累计降雨量(蓝条), 以及校正后的中子强度 N_{corr} (灰线)、CRNS(黑线)土壤水分、CRNS_FPCP(绿线)和CRNS_SPCP(紫线)土壤水分、加权平均ECH2O(红线)以及烘干法(红点)土壤水分的12小时移动平均值

FPCP是第一次参数本地化过程, 即仅使用烘干法土壤水分校准参数; SPCP是第二次参数本地化过程, 即使用烘干法和ECH2O土壤水分的混合数据集校准参数。有关两者的详细信息, 请参见第2.3.3节

加权平均土壤水分的时间序列。中子强度与土壤水分呈显著负相关, 与Zreda等(2008)的理论一致。在生长季内(4~10月), CRNS土壤水分与ECH2O土壤水分表现出良好的一致性, 两者之间的 R_p 大于0.80, RMSE约为 $0.03 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (表2)。

然而, KGE'值小于0。CRNS和ECH2O土壤水分的估计相比, 具有更大的变化范围, 表现为更大的标准差(σ)值, ECH2O和CRNS土壤水分样本的 σ 分别为0.022和 $0.038 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (表2), 后者约为前者的两倍。其中, 2018年两者之间的差异略大于其他两年。然而, CRNS土壤水分时间序列的均值却略小于ECH2O的, 总体上约小了 $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 。CRNS土壤水分与ECH2O土壤水分具有显著相关性, R_p 大于0.80, 但数值上存在较大的差距, RMSE达到 $0.04 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 左右(表2)。在三年的生长季中, 最好的 R_p (0.854)、最差的RMSE($0.038 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$)以及

表 2 不同土壤水分条件和各年生长季的CRNS与ECH2O数据集的统计指标值^{a)}

	$\sigma_{\text{ECH2O}}(\text{m}^3 \text{ m}^{-3})$	$\sigma_{\text{CRNS}}(\text{m}^3 \text{ m}^{-3})$	$\mu_{\text{ECH2O}}(\text{m}^3 \text{ m}^{-3})$	$\mu_{\text{CRNS}}(\text{m}^3 \text{ m}^{-3})$	R_p	$\text{RMSE}(\text{m}^3 \text{ m}^{-3})$	KGE'	$R_{\text{invalid}}(\%)$
2017	0.022	0.035	0.086	0.072	0.816**	0.026	0.028	26.79
2018	0.020	0.038	0.090	0.071	0.822**	0.031	-0.457	18.50
2019	0.023	0.039	0.094	0.064	0.854**	0.038	-0.563	29.55
重度干旱	0.005	0.013	0.052	0.032	0.318**	0.014	-2.390	74.78
轻微干旱	0.015	0.033	0.091	0.067	0.721**	0.025	-1.024	3.21
湿润	0.010	0.041	0.131	0.145	0.578**	0.043	-1.561	0
均值	0.022	0.038	0.090	0.069	0.806**	0.032	-0.309	24.85

a) **代表相关性达到99%的显著度. σ 为标准差, μ 为均值, R_{invalid} 为CRNS土壤含水量小于 $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 的数据量占各个样本容量的百分比

KGE'值(-0.563)都出现在2019年. 而2017年生长季CRNS与ECH2O的相关性相对较差(0.816), 却有最小的RMSE($0.026 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$)和最大的KGE'值(0.028).

在重度干旱、轻微干旱和湿润三种土壤水分条件下计算的各项指标也在表2中列出, 结果较为复杂. 在重度干旱条件下, 虽然具有相对来说最小的RMSE值, 但CRNS土壤水分模拟性能的表现最差, 因为约有75%的数据无效, 且相关性仅为0.318. 其低的RMSE值可能是由于计算时没有考虑CRNS小于 $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 的这一大部分数据. 湿润条件下的RMSE最大. 而KGE'值在三种干旱条件下均表现差, 其中重度干旱条件下最差. 可以看出, CRNS的性能在轻微干旱条件下的表现要优于其他两种情况, 这反映在最佳的 R_p 和KGE'值都出现在轻微干旱条件下, 而不是重度干旱条件下. 而且, 如果不过滤掉小于 $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 的CRNS数据, 那么 R_p 最高、偏差和RMSE最小以及KGE'最接近1的最佳结果就会出现在轻微干旱条件下. 这也意味着在重度干旱和湿润条件下CRNS的土壤水分模拟性能受到了影响.

3.3 形状参数本地化

使用形状参数 $a_0, a_1, a_2=(0.0808, 0.372, 0.115)$ 时的公式(5)计算的CRNS土壤水分数据集中约有25%被认为是无效的(即低于 $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, 甚至低于零), 尤其是当ECH2O加权平均土壤水分小于 $0.06 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 时, 即土壤重度干旱条件下, 超过70%的数据被认为是无效的. 这可能是由于原始形状参数 a_0, a_1, a_2 值不再适用于这种情况. 我们的结果显示: 与原始值相比, 第一次参数本地化过程(FPCP)改善了 R_p , 并减少了RMSE和无效数据的数量(图5; 表3), 这意味着FPCP改善了CRNS

对土壤水分的估计. 在所有三个生长季节的湿润条件下, FPCP土壤水分估算值都得到最大改善, 其次是轻微干旱条件, 而在重度干旱条件下, 仍然存在无效的CRNS土壤水分. 值得注意的是, 即使我们使用烘干法数据校准了方程(5)的参数, CRNS的表现仍然不能令人满意, 特别是在极端干燥的土壤条件下. 但根据先前的研究, CRNS在干燥条件下应该是表现最佳的(Franz等, 2012; Bogen等, 2013; Nguyen等, 2017).

通过进一步分析(即进行第二次参数本地化), 发现CRNS_SPCP性能显著提升, 总体上KGE'值达到0.65. SPCP提高了CRNS与ECH2O土壤水分时间序列之间的相关性($\Delta R_p=0.077$), 且RMSE减少了 $0.015 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, 皆优于CRNS_FPCP的结果. 在三年生长季中, CRNS_SPCP在2017年表现最佳(KGE'值达到0.758), 2018年次之. 在三种土壤水分条件下, SPCP对重度干旱条件下的CRNS模拟性能改进程度最大(表4). 这表明SPCP对CRNS在较干燥的土壤中的估算性能改进最大. 此外, 与FPCP不同的是SPCP保留了CRNS在湿润条件下应有的土壤水分高估现象.

3.4 CRNS与地上生物量的关系

图6显示了站点NDVI的变化. NDVI对植被的生长和覆盖度非常敏感(González-Alonso等, 2006; Meng等, 2013; Zhang等, 2016), 与地上生物量呈正相关. 从图6中可以看出, NDVI在5月左右开始出现明显的上升趋势, 在8月左右达到峰值, 然后下降, 在12月至2月之间达到低谷. 这种变化模式与植被生物量有关. 采用Baatz等(2015)的方法, 利用CRNS的校准数据集, 建立了站点特异性 N_0 与NDVI之间的回归方程:

表 3 校准函数中参数 a_0 、 a_1 、 a_2 和 N_0 的标准值、FPCP和SPCP值以及由每组参数值得到的CRNS土壤水分与原位观测土壤水分数据之间的 R_p ^{a)}

参数/指标	标准值	FPCP	SPCP
a_0	0.0808	0.0235	0.0531
a_1	0.372	1.035	0.0384
a_2	0.115	-0.1998	0.0395
$N_0(\text{cph})$	3756	3960	3801
R_p	0.908**	0.955**	0.934**
RMSE ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)	0.189	0.0129	0.0097

a) 校准函数见公式(5). **表示相关性显著水平达到99%. FPCP是第一次参数本地化过程, 即仅使用烘干法土壤水分数据校准形状参数. SPCP是第二次参数本地化过程, 即使用烘干法和ECH2O土壤水分的混合数据集校准参数

$$N_0 = r \cdot \text{NDVI} + N_{0,\text{NDVI}=0} \quad (7)$$

式中, 参数 r 单位为cph, $N_{0,\text{NDVI}=0}$ 为荒地的参考 N_0 , 即地上生物量为 0kg m^{-2} 时的 N_0 值. 通过计算, r 和 $N_{0,\text{NDVI}=0}$ 分别为144和3844cph. 说明植被生物量是影响 N_0 稳定性的重要因素之一.

SHP和NDVI日值变化趋势如图6所示. 发现两者总体上有相似的趋势, 但是SHP的变异性更大, 因为NDVI数据的分辨率为16天, 其日值是通过16天区间内的线性内插得到的, 这使得NDVI的变化看起来更加平滑. 另一方面, SHP的变化可能是由短期降雨截留引起的, 而NDVI并未记录该变化. 还发现16天平均SHP与NDVI之间呈正相关关系(图6), $R_p=0.799$.

为了分析降雨对SHP的影响, 随机选取了2018年的几组具有不同降雨量和降雨强度特征的降雨事件(图7). 结果显示SHP与降雨量呈正相关. 降雨发生, SHP值增加达到一个峰值, 雨停后又表现出明显的减少趋势. 当连续几天没有降雨时, SHP甚至下降至0. SHP在第一段时间内(图7a)和第三段时间内(图7c)的峰值近似, 约13mm, 而第二段时间内(图7b)的峰值相对较小, 约8mm. 结果还表明SHP主要受雨量的影响而不是降雨强度, 比如第一个时间段的雨强远大于第三个时间段的雨强, 但具有几乎相同的降雨量, 导致两次降雨期间具有近似的SHP值.

研究区的降雨强度在 $0\sim 40 \text{mm d}^{-1}$, 考虑到雨量太小的时候CRNS信号无法明显的区分出冠层截留信号

表 4 不同土壤水分条件以及各年生长季中CRNS_SPCP与ECH2O数据之间的统计指标值^{a)}

指标	重度干旱	轻微干旱	湿润	2017年	2018年	2019年	均值
R_p	0.612**	0.738**	0.580**	0.894**	0.886**	0.908**	0.883**
ΔR_p	0.294	0.017	0.002	0.078	0.064	0.054	0.077
RMSE($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)	0.011	0.018	0.026	0.014	0.016	0.020	0.017
$\Delta \text{RMSE}(\text{m}^3 \text{m}^{-3})$	-0.003	-0.007	-0.017	-0.012	-0.015	-0.018	-0.015
KGE'	-0.021	0.308	-0.690	0.758	0.630	0.553	0.650

a) **表示相关性显著性达到99%. ΔR_p 、 ΔRMSE 是与参数校正之前两者之间的 R_p 和RMSE的差值

图 6 2017年生长季SHP和NDVI的时间序列(a)和线性拟合(b)

图7 2018年降雨事件中随机选取的三组降雨事件期间的降雨量(蓝条)和累计降雨量(红色虚线)、ECH2O土壤含水量(红色实线)、CRNS_SPCP土壤含水量(黑色实线)以及SHP值(黑色虚线)

(a) 降雨事件频繁发生, 单次降雨降雨量大($P_{\max}=37.8\text{mm}$)且降雨强度大($i_{\max}=18.4\text{mm h}^{-1}$); (b) 降雨事件较多但分散, 各个降雨事件的雨量、雨强均不大($P_{\max}=12.2\text{mm}$, $i_{\max}=12.2\text{mm h}^{-1}$); (c) 降雨事件少, 雨强小($i_{\max}=9.8\text{mm h}^{-1}$), 但单次降雨总降雨量大($P_{\max}=37.2\text{mm}$)

(表现为小降雨事件发生时SHP没有明显的增加). 于是进一步选取一些2017年和2018年的24h降雨量在10~40mm的降雨事件, 并将它们按雨强(i)分为三类(图8). 有研究表明油蒿(本研究区的优势种)群落冠层截留率约为30%(王新平等, 2004). 可见此时SHP值与当地的降雨截留值相当(约为0.3 P). 不同降雨强度等级下也有不同的特征, 总体上SHP表现出随着降雨量的增大而增加的趋势, 但是差异不大.

4 讨论

4.1 不确定因素分析

CRNS在本研究区土壤水分估算中表现不错, 但仍存在不确定性. 主要原因是中子计数低、时间分辨率高. 虽然研究区不是低中子计数率环境(即潮湿的森林)(Bogena等, 2013), 但是我们在观测中使用了较高的时间分辨率(10min). 据我们所知, 少有人在如此高的计数环境中使用如此短的时间间隔. 中子探测器收集离散数量的样本, 因此数据遵循泊松分布(Zreda等, 2012). 低中子计数对土壤水分标定结果的影响要比高中子计数高(Heidbüchel等, 2016).

在对比分析CRNS与ECH2O数据时, 由于ECH2O

传感器测量值与CRNS估计值之间存在固有的差异, 因此也需要考虑其不确定性. CRNS对地表水分的变化更敏感. 一旦发生降雨事件, 足迹中的水分立即增加, 导致中子强度迅速降低, 计算出的CRNS土壤水分则迅速增加. 水分只有在到达地面并渗入土壤至少5cm深度时才会被ECH2O传感器检测到, 其中最浅的5TE探头被放置在土壤中, 而CRNS可以快速检测到其足迹内的水分变化. 因此, 当降雨事件发生时, CRNS比ECH2O传感器具有更短的响应时间和更明显的土壤水分增值. 另一方面, 当土壤变干时, CRNS土壤水分下降的速度也快于ECH2O传感器所探测到的.

此外, CRNS与ECH2O测量范围的不同也是一个不容忽视的误差来源. 一方面, 尽管加权方法是在ECH2O传感器上进行的, 但这些传感器强烈地聚集在CRNS足迹内的特定区域, 这已被证实会妨碍对CRNS土壤水分估计值的正确评估(Schrön等, 2017). 另一方面, ECH2O和烘干法的测量深度小于50cm且固定不变, 而CRNS的测量深度一直在变化, 在湿润条件下为20cm, 在重度干旱条件下可达到60cm, 这也能在一定程度上解释ECH2O和烘干法与CRNS土壤水分之间的差异. 2017年的比较结果要优于2018年和2019年, 这可能是由于2017年的降雨量略低于其他两年. 这与Bo-

图8 不同降雨强度等级(i)下的时变氢源(SHP)与油蒿群落冠层截留量估计值($\theta_{\text{canopy}}=0.3P$)

gena等(2013)的报道相似, 即CRNS在潮湿森林中的土壤水分估计性能比在干旱地区差。区内更多水的存在不可避免地降低了CRNS和ECH2O之间的一致性。

4.2 N_0 的影响因素

公式(5)中只有一个未知参数用于将CRNS中子强度转换为土壤水分, 即当地参考条件下干燥土壤中的中子强度(N_0)。 N_0 需要根据实测土壤水分数据来确定。理论上, N_0 是特定于站点的, 并且基本上不会随时间变化。但是, 我们的结果表明 N_0 会发生变化。一个原因是除土壤水分外的其他存在于CRNS足迹内的氢源也会随时间变化, 从而影响原始中子计数, 导致 N_0 的变化。 Franz等(2013)和Hawdon等(2014)发现 N_0 与地上生物量有关, 每年生物量的显著变化导致 N_0 变化。 1kg m^{-2} 的干地上生物量或 2kg m^{-2} 的生物水当量会减少约1%的快中子强度(Baatz等, 2015)。

不同的 N_0 值产生不同的拟合曲线形状, 对应不同的土壤水分转换结果。因此, N_0 的选择非常重要, 因为它直接关系到CRNS土壤水分结果的准确性。 Iwema等(2015)建议采用多个校准运动, 发现当使用6个以上的随机采样数据时, 其校准结果并没有得到更好的改善。此外, 他们发现选择不同土壤水分条件下的采样日期可以减少所需的采样数量。 Heidbüchel等(2016)报告称, 两点校准足以定义两个足够不同校准时间的校准函数的正确形状。根据研究结果, 我们建议进行多次采样校正, 且需要增加CRNS附近(<25m)的采样点。通

常土壤干燥时更适合进行校准, 因为土壤相对干燥时采样可以最小化其他随时间变化的环境因素对CRNS土壤水分估算的影响。不过结果表明加入CRNS附近的采样点也很重要, 甚至能使土壤湿润时的采样结果都优于干燥条件下的未考虑CRNS附近(<25m)土壤水分。

4.3 N_0 校准函数的改善

使用形状参数 $a_0, a_1, a_2=(0.0808, 0.372, 0.115)$ 时的公式(5)计算的CRNS土壤水分数据集中约有25%被认为是无效的(即低于 $0.02\text{m}^3\text{m}^{-3}$, 甚至低于零), 尤其是当ECH2O加权平均土壤水分小于 $0.06\text{m}^3\text{m}^{-3}$ 时, 超过70%的数据被认为是无效的。这可能是由于环境干燥时中子强度对氢的敏感性更高(Andreasen等, 2017)。一般情况下, 较高的灵敏度应可使CRNS在重度干燥或轻微干燥的条件下具有良好的土壤水分估算结果。但是在非常干燥的情况下, 土壤水分含量甚至低于CRNS土壤水分估算阈值(约为 $0.03\text{m}^3\text{m}^{-3}$), 其他时变氢源的总和(例如生物量水当量)会造成CRNS估算的不确定性。此时CRNS将无法正确估算土壤水分, 尤其是对于重度干旱的情况。

尽管理论上公式(5)是针对所有环境开发的校准函数, 但尚未在半干旱的农牧交错带环境中进行充分的测试, 其适用性可能在此类环境下受到限制。最有可能是公式(5)中的形状参数常数 a_0, a_1, a_2 不再适用于这种情况。 Villarreyes等(2011)也曾指出, 仅校准 N_0 并

不能顾及到所有重要特征. Lv等(2014)和Iwema等(2015)也后续证明了针对特定地点的优化可能会导致不同的参数集.

从长时间序列上来看, 与CRNS_FPCP相比, CRNS_SPCP土壤水分随时间的变化趋势也更加合理, 即土壤干燥时能有效地估算出土壤水分值, 而当土壤湿润时, 也保留了其估算所有氢源的能力(表现出一定程度的土壤水分高估现象). SPCP和FPCP之间的区别在于前者添加了重度干旱条件下(土壤水分小于 $0.06\text{ m}^3\text{ m}^{-3}$)的加权平均ECH2O土壤水分数据. 这说明在重度干燥的土壤环境中收集土壤水分数据对于CRNS的校准很重要. 在重度干燥的土壤中缺少重量土壤水分数据可能会导致CRNS对土壤水分估计的不正确. 在以后的工作中, 需要在重度干燥的时期获得烘干法采样数据.

4.4 地上生物量对CRNS的影响

4.4.1 植被生物量的影响

当降雨事件发生时, CRNS可能会产生很大的高估. 这表明CRNS不仅对土壤水分敏感, 而且还受到源区存在的其他氢源的影响(例如, 土壤有机质、植被、冠层截留、枯枝落叶层、积雪等). 此外, 通过现场调查发现, 2018年的植被比2017年和2019年的茂密. 这归因于年降水量的变化, 2018年的最大值为(449.8mm), 而2017年和2019年的最大值分别为314和335.8mm. 降雨越多, 植被生长越旺盛. 地上生物量可能会降低中子计数率, 从而降低传感器的灵敏度(Bogena等, 2013). 生物量的变化可以解释超过80%的中子数变化(Hawdon等, 2014; Baatz等, 2015). Coopersmith等(2014)发现当叶面积指数(LAI)相对较低时, 玉米田中的土壤水分常常被低估. Tian等(2016)利用CRNS研究植物水分, 指出湿润时期植物的水分储存量高, 而干旱时期的水分储存量低, 植物遭受水分流失.

SHP和NDVI之间的正相关关系表明植被也是我们站点中那些随时间变化的次生氢源的重要组成部分, 这降低了CRNS估算土壤水分的准确性. 除植被本身外, 冠层截留还会对CRNS中子信号产生干扰. Baroni和Oswald(2015)认为生物质水和降雨截留使宇宙射线中子产生了令人困惑的氢信号, 从而导致CRNS测得的中子计数增加了土壤水分估计值.

4.4.2 冠层截留的影响

除植被本身生物量所含氢源外, 降雨期间的冠层截留则会通过影响到达地面的水分总量, 从而会在短期内影响CRNS估算土壤含水量测准确性. 冠层截留过程能被CRNS探测到, 而ECH2O无法监测这种变化, 于是便有了降雨期间CRNS相较于ECH2O更明显的高估现象. SHP与降雨量也呈正相关关系. 当降雨量大于 10 mm d^{-1} 时, SHP等于或大于降雨截留量, 这可归因于SHP信号除截留量外还包含其他氢源信号的事实. 由于截留量是仅根据降雨量估算的, 在分析中未考虑其他因素, 因此对于相同的降雨量, SHP和截留量估算之间的差异会有所不同. 如果使用更先进的中子探测器将中子信号与其他信号区分开, 则有可能最小化甚至消除冠层截留对CRNS信号的影响.

4.4.3 生物土壤结皮的影响

值得注意的是, 研究区的优势种是油蒿(*Artemisia Ordosica*). 它具有广泛的微生物土壤结皮的特征, 其定义为由在土壤表面和土壤下方生长的微小生物成分(如细菌、真菌、苔藓和地衣)相互作用形成的有机复合物层(Eldridge和Greene, 1994). 油蒿群落中普遍存在的生物结皮会影响该地区的降雨-入渗-径流过程. 熊好琴等(2011)发现生物结皮会导致渗透率显著下降以及渗透深度的浅层化. Wu等(2012)还发现结皮的发育对降水具有显著的拦截作用, 导致地表径流增加. 卢晓杰等(2008)则指出, 在结皮覆盖范围和降雨入渗深度之间存在负线性相关. 因此, 可合理地认为在该区域广泛分布的生物土壤结皮是另一个降低CRNS对土壤水分估算敏感性的重要生物量因子. 另外, 结皮减少了入渗量并增加了截留率, 这也可以部分解释ECH2O和CRNS的土壤水分数据之间的差异, 当降雨事件发生时, 这一差距将被放大. 在未来的工作中, 我们需要将CRNS中子土壤水分信号中的其他信号进一步分离, 以提高CRNS的估算性能.

5 结论

这项研究评估了宇宙射线中子传感器(CRNS)在位于中国西北农牧交错带的鄂尔多斯草原生态系统国家野外观测站估算土壤水分的适用性. 主要发现如下:

(1) 与烘干法相比, 表明CRNS能够测量该地区的实际土壤水分. 与ECH2O传感器相比, 发现CRNS对环境中水分的变化更加敏感, 表现为降雨时的高估和土壤干燥时的低估.

(2) 标准校准方程(N_0 方法)中的三个形状参数 a_0 、 a_1 、 a_2 不太适合本研究区. 参数本地化提高了CRNS土壤水分估算的准确性. 由于缺少低烘干法土壤水分数据, 导致在极端干燥的条件下, 参数本地化后的 N_0 函数性能仍然很差.

(3) 地上生物量是本研究区中随时间变化氢源的重要组成部分. 除植被本身外, 降雨期间的冠层截留也会影响CRNS土壤水分估算结果的准确性. 此外, 该地区广泛分布的微生物土壤结皮是降低CRNS敏感性的另一个重要生物量因子.

6 研究不足与展望

由于资源限制, 我们的研究地点只安装了4个ECH2O土壤水分观测系统. 考虑到这些ECH2O探针的安全性, 我们将它们安装在鄂尔多斯国家草地生态系统国家野外监测站附近, 这导致了4组探针的集中分布. 这可能是造成我们研究地点原位ECH2O和CRNS土壤水分数据时间序列之间差异的原因. 为了解决这个问题, 我们依靠烘干法测量来校准和验证CRNS的土壤水分, 并使用加权的ECH2O土壤水分数据对CRNS时间序列进行趋势验证.

未来的工作需要增加土壤干燥期间CRNS附近(<25m)的土壤水分采样点, 以更好地校准 N_0 . 并从CRNS中子信号中分离出其他信号以改善CRNS在土壤水分方面的性能. 经过这些改良后的CRNS土壤水分可以用作像本研究区这样数据缺乏地区的卫星土壤水分产品的校准和验证数据.

致谢 感谢中国科学院鄂尔多斯沙地草地生态研究站的大力支持.

参考文献

- 崔燕, 吕贻忠, 李保国. 2004. 鄂尔多斯沙地土壤生物结皮的理化性质. *土壤*, 36: 197–202
- 李柏贞, 周广胜. 2014. 干旱指标研究进展. *生态学报*, 34: 5–14

- 卢晓杰, 李瑞, 张克斌. 2008. 农牧交错带地表覆盖物对土壤入渗的影响. *水土保持通报*, 28: 1–5
- 吕贻忠, 杨佩国. 2004. 荒漠结皮对土壤水分状况的影响. *干旱区资源与环境*, 18: 76–79
- 穆亚超. 2017. 基于Landsat影像的西北农牧交错带地区植被信息提取. 硕士学位论文. 兰州: 兰州大学. 1–93
- 史作民, 刘世荣, 程瑞梅. 2004. 内蒙古鄂尔多斯地区四个植物群落类型的土壤碳氮特征. *林业科学*, 40: 21–27
- 王新平, 康尔泗, 张景光, 李新荣. 2004. 荒漠地区主要固沙灌木的降水截留特征. *冰川冻土*, 26: 89–94
- 熊好琴, 段金跃, 王妍, 张新时. 2011. 毛乌素沙地生物结皮对水分入渗和再分配的影响. *水土保持研究*, 18: 82–87
- 熊好琴, 段金跃, 王妍, 张新时. 2012. 围栏禁牧对毛乌素沙地土壤理化特征的影响. *干旱区资源与环境*, 26: 155–160
- 于培民, 刘富铄. 2003. 西北农牧交错带优势产业发展模式探讨. *现代财经——天津财经学院学报*, 23: 48–51
- 曾晟轩, 顾娟, 贺缠生. 2018. 西北农牧交错带中部气候变化特征及其持续性. *水土保持研究*, 25: 356–364
- 曾晟轩. 2018. 典型西北农牧交错带气候水热时空规律研究. 硕士学位论文. 兰州: 兰州大学. 1–70
- 朱昱作, 张兰慧, 谈幸燕, 祝毅, 韩智博, 贺缠生. 2019. CLM4.5在西北农牧交错带盐池站的模拟性能评估. *干旱气象*, 37: 430–438
- Andreasen M, Jensen K H, Desilets D, Franz T E, Zreda M, Bogaen H R, Looms M C. 2017. Status and perspectives on the cosmic-ray neutron method for soil moisture estimation and other environmental science applications. *Vadose Zone J*, 16: vzj2017.04.0086
- Baatz R, Bogaen H R, Hendricks Franssen H J, Huisman J A, Qu W, Montzka C, Vereecken H. 2014. Calibration of a catchment scale cosmic-ray probe network: A comparison of three parameterization methods. *J Hydrol*, 516: 231–244
- Baatz R, Bogaen H R, Hendricks Franssen H J, Huisman J A, Montzka C, Vereecken H. 2015. An empirical vegetation correction for soil water content quantification using cosmic ray probes. *Water Resour Res*, 51: 2030–2046
- Baroni G, Oswald S E. 2015. A scaling approach for the assessment of biomass changes and rainfall interception using cosmic-ray neutron sensing. *J Hydrol*, 525: 264–276
- Bogaen H R, Huisman J A, Baatz R, Hendricks Franssen H J, Vereecken H. 2013. Accuracy of the cosmic-ray soil water content probe in humid forest ecosystems: The worst case scenario. *Water Resour Res*, 49: 5778–5791
- Brocca L, Ciabatta L, Massari C, Camici S, Tarpanelli A. 2017. Soil moisture for hydrological applications: Open questions and new opportunities. *Water*, 9: 140
- Brunetti G, Šimůnek J, Bogaen H, Baatz R, Huisman J A, Dahlke H, Vereecken H. 2019. On the information content of cosmic-ray

- neutron data in the inverse estimation of soil hydraulic properties. *Vadose Zone J*, 18: 1–24
- Cobos D R. 2009. Calibrating ECH2O soil moisture sensors. Application Note
- Coopersmith E J, Cosh M H, Daughtry C S T. 2014. Field-scale moisture estimates using cosmos sensors: A validation study with temporary networks and leaf-area-indices. *J Hydrol*, 519: 637–643
- Desilets D, Zreda M, Prabu T. 2006. Extended scaling factors for *in situ* cosmogenic nuclides: New measurements at low latitude. *Earth Planet Sci Lett*, 246: 265–276
- Desilets D, Zreda M, Ferré T P A. 2010. Nature's neutron probe: Land surface hydrology at an elusive scale with cosmic rays. *Water Resour Res*, 46: W11505
- Eldridge D J, Greene R. 1994. Microbiotic soil crusts—A review of their roles in soil and ecological processes in the rangelands of Australia. *Soil Res*, 32: 389
- Evans J G, Ward H C, Blake J R, Hewitt E J, Morrison R, Fry M, Ball L A, Doughty L C, Libre J W, Hitt O E, Rylett D, Ellis R J, Warwick A C, Brooks M, Parkes M A, Wright G M H, Singer A C, Boorman D B, Jenkins A. 2016. Soil water content in southern England derived from a cosmic-ray soil moisture observing system-COSMOS-UK. *Hydrol Process*, 30: 4987–4999
- Franz T E, Zreda M, Rosolem R, Ferre T P A. 2012. Field validation of a cosmic-ray neutron sensor using a distributed sensor network. *Vadose Zone J*, 11: vzt2012.0046
- Franz T E, Zreda M, Rosolem R, Ferre T P A. 2013. A universal calibration function for determination of soil moisture with cosmic-ray neutrons. *Hydrol Earth Syst Sci*, 17: 453–460
- Franz T E, Wahbi A, Vreugdenhil M, Weltin G, Heng L, Oismueller M, Strauss P, Dercon G, Desilets D. 2016. Using cosmic-ray neutron probes to monitor landscape scale soil water content in mixed land use agricultural systems. *Appl Environ Soil Sci*, 2016: 1–11
- Fu G L, Uchida E, Shah M, Deng X Z. 2019. Impact of the Grain for Green program on forest cover in China. *J Environ Econ Policy*, 8: 231–249
- González-Alonso F, Merino-De-Miguel S, Roldán-Zamarrón A, García-Gigorro S, Cuevas J M. 2006. Forest biomass estimation through NDVI composites. the role of remotely sensed data to assess Spanish forests as carbon sinks. *Int J Remote Sens*, 27: 5409–5415
- Gupta H V, Kling H, Yilmaz K K, Martinez G F. 2009. Decomposition of the mean squared error and nse performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *J Hydrol*, 377: 80–91
- Hawdon A, McJannet D, Wallace J. 2014. Calibration and correction procedures for cosmic-ray neutron soil moisture probes located across Australia. *Water Resour Res*, 50: 5029–5043
- Heidbüchel I, Güntner A, Blume T. 2016. Use of cosmic-ray neutron sensors for soil moisture monitoring in forests. *Hydrol Earth Syst Sci*, 20: 1269–1288
- Iwema J, Rosolem R, Baatz R, Wagener T, Bogen H R. 2015. Investigating temporal field sampling strategies for site-specific calibration of three soil moisture-neutron intensity parameterisation methods. *Hydrol Earth Syst Sci*, 19: 3203–3216
- Kling H, Fuchs M, Paulin M. 2012. Runoff conditions in the upper Danube basin under an ensemble of climate change scenarios. *J Hydrol*, 424–425: 264–277
- Köhli M, Schrön M, Zreda M, Schmidt U, Dietrich P, Zacharias S. 2015. Footprint characteristics revised for field-scale soil moisture monitoring with cosmic-ray neutrons. *Water Resour Res*, 51: 5772–5790
- Kuwabara T, Bieber J W, Clem J, Evenson P, Pyle R, Munakata K, Yasue S, Kato C, Akahane S, Koyama M, Fujii Z, Duldig M L, Humble J E, Silva M R, Trivedi N B, Gonzalez W D, Schuch N J. 2006. Real-time cosmic ray monitoring system for space weather. *Space Weather*, 4: S08001
- Lozano-Parra J, Schnabel S, Ceballos-Barbancho A. 2015. The role of vegetation covers on soil wetting processes at rainfall event scale in scattered tree woodland of Mediterranean climate. *J Hydrol*, 529: 951–961
- Lv L, Franz T E, Robinson D A, Jones S B. 2014. Measured and modeled soil moisture compared with cosmic-ray neutron probe estimates in a mixed forest. *Vadose Zone J*, 13: vzt2014.06.0077
- Meng J H, Du X, Wu B F. 2013. Generation of high spatial and temporal resolution NDVI and its application in crop biomass estimation. *Int J Digital Earth*, 6: 203–218
- Nguyen H H, Kim H, Choi M. 2017. Evaluation of the soil water content using cosmic-ray neutron probe in a heterogeneous monsoon climate-dominated region. *Adv Water Resources*, 108: 125–138
- Peterson A M, Helgason W D, Ireson A M. 2016. Estimating field-scale root zone soil moisture using the cosmic-ray neutron probe. *Hydrol Earth Syst Sci*, 20: 1373–1385
- Rosolem R, Shuttleworth W J, Zreda M, Franz T E, Zeng X, Kurc S A. 2013. The effect of atmospheric water vapor on neutron count in the cosmic-ray soil moisture observing system. *J Hydrometeorol*, 14: 1659–1671
- Schrön M, Köhli M, Scheffele L, Iwema J, Bogen H R, Lv L, Martini E, Baroni G, Rosolem R, Weimar J, Mai J, Cuntz M, Rebmann C, Oswald S E, Dietrich P, Schmidt U, Zacharias S. 2017. Improving calibration and validation of cosmic-ray neutron sensors in the light of spatial sensitivity. *Hydrol Earth Syst Sci*, 21: 5009–5030
- Tebbs E, Gerard F, Petrie A, Witte E D. 2016. Emerging and potential

- future applications of satellite-based soil moisture products. In: Srivastava P K, Petropoulos G P, Kerr Y H, eds. *Satellite Soil Moisture Retrieval*. Amsterdam: Elsevier. 379–400
- Tian J, Zhang B, He C, Han Z, Boga H R, Huisman J A. 2019a. Dynamic response patterns of profile soil moisture wetting events under different land covers in the Mountainous area of the Heihe River Watershed, Northwest China. *Agric For Meteorol*, 271: 225–239
- Tian J, Han Z B, Boga H R, Huisman J A, Montzka C, Zhang B Q, He C S. 2019b. Estimation of subsurface soil moisture from surface soil moisture in cold mountainous areas. *Hydrol Earth System Sci Discu*, doi: 10.5194/hess-2019-603
- Tian Z C, Li Z Z, Liu G, Li B G, Ren T S. 2016. Soil water content determination with cosmic-ray neutron sensor: Correcting above-ground hydrogen effects with thermal/fast neutron ratio. *J Hydrol*, 540: 923–933
- Villarreyes C A, Baroni G, Oswald S E. 2011. Integral quantification of seasonal soil moisture changes in farmland by cosmic-ray neutrons. *Hydrol Earth Syst Sci*, 15: 3843–3859
- Wu Y S, Hasi E, Wugetemole E, Wu X. 2012. Characteristics of surface runoff in a sandy area in southern Mu Us sandy land. *Chin Sci Bull*, 57: 270–275
- Zhang B H, Zhang L, Xie D, Yin X L, Liu C J, Liu G. 2016. Application of synthetic NDVI time series blended from Landsat and MODIS data for grassland biomass estimation. *Remote Sens*, 8: 10
- Zhang L H, He C S, Zhang M M. 2017. Multi-scale evaluation of the SMAP product using sparse *in-situ* network over a high mountainous watershed, Northwest China. *Remote Sens*, 9: 1111
- Zhang L, He C, Zhang M, Zhu Y. 2019. Evaluation of the SMOS and SMAP soil moisture products under different vegetation types against two sparse *in situ* networks over arid mountainous watersheds, Northwest China. *Sci China Earth Sci*, 62: 703–718
- Zheng M, Lai L M, Jiang L H, An P, Yu Y, Zheng Y R, Shimizu H, Baskin J M, Baskin C C. 2012. Moderate water supply and partial sand burial increase relative growth rate of two *Artemisia* species in an inland sandy land. *J Arid Environ*, 85: 105–113
- Zhu Z, Tan L, Gao S, Jiao Q. 2015. Observation on soil moisture of irrigation cropland by cosmic-ray probe. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 12: 472–476
- Zhu X C, Shao M G, Zeng C, Jia X X, Huang L M, Zhang Y J, Zhu J J. 2016. Application of cosmic-ray neutron sensing to monitor soil water content in an alpine meadow ecosystem on the northern Tibetan Plateau. *J Hydrol*, 536: 247–254
- Zreda M, Desilets D, Ferré T P A, Scott R L. 2008. Measuring soil moisture content non-invasively at intermediate spatial scale using cosmic-ray neutrons. *Geophys Res Lett*, 35: L21402
- Zreda M, Shuttleworth W J, Zeng X, Zweck C, Desilets D, Franz T, Rosolem R. 2012. COSMOS: The cosmic-ray soil moisture observing system. *Hydrol Earth Syst Sci*, 16: 4079–4099

(责任编辑: 汤秋鸿)