中国科学: 地球科学 2023 年 第 53 卷 第 3 期: 561 ~ 571
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文

预测区域尺度深层土壤有机碳的方法

王晶晶[1], 魏孝荣[1,2,3*], 贾小旭[4], 黄明斌[1,2,3], 刘志鹏[5], 姚毓菲[6], 邵明安[1,2,3]

1. 西北农林科技大学黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室, 杨凌 712100;
2. 中国科学院水利部水土保持研究所, 杨凌 712100;
3. 中国科学院第四纪科学与全球变化卓越创新中心, 西安 710061;
4. 中国科学院地理科学与资源研究所生态系统网络观测与模拟重点实验室, 北京 100190;
5. 南京农业大学资源与环境科学学院, 南京 210095;
6. 西北大学城市与环境学院, 西安 710127
* 通讯作者, E-mail: weixr@nwsuaf.edu.cn

收稿日期: 2022-04-14; 收修改稿日期: 2022-10-20; 接受日期: 2022-11-18; 网络版发表日期: 2023-02-10
中国科学院战略性先导科技专项项目(编号: XDA23070202、XDB40020000)、国家重点研发计划项目(编号: 2022YFF1302804)、国家自然科学基金项目(批准号: 41977068、41622105)和中国科学院前沿重点项目(编号: QYZDB-SSW-DQC039)资助

摘要 深层土壤有机碳(soil organic carbon, SOC)在陆地生态系统碳循环中发挥着重要作用, 对其准确估算是科学认识土壤碳汇潜力的基础. 然而, 如何准确估算区域尺度深层土壤SOC一直是亟需解决的难题. 文章建立了基于深度分布函数的预测区域深层土壤SOC的经验方法, 利用全球4个不同区域的土壤剖面SOC数据库对该方法的适用性进行评估, 并验证了该方法在中国黄土高原地区的应用. 结果表明, 在本研究所选择的深度分布函数中, 负指数函数对土壤剖面SOC的模拟效果最佳, 其参数C_e和k分别与0~20cm土层SOC含量和0~40cm土层SOC变化率呈现显著的线性关系. 基于这些关系, 建立了预测区域尺度负指数函数C_e和k的经验方程. 结合负指数函数与经验方程, 形成了预测区域尺度深层土壤SOC的经验模型. 该模型能准确预测黄土高原样点和区域尺度500cm土层土壤SOC. 因此, 本研究提出的方法可简单、快速、准确地预测区域尺度深层土壤SOC.

关键词 深层土壤有机碳, 经验模型, 负指数函数, 剖面分布, 空间尺度

1 引言

土壤中储存的有机碳(soil organic carbon, SOC)是大气和植被碳库的2~3倍, 占全球陆地碳库的66~75%, 对全球碳循环至关重要(Houghton, 2007). 土壤固碳已经成为减缓大气CO_2增加和气候变暖, 维持生态系统可持续性的重要途径(Post等, 1982; Lal, 2004; Piao等, 2013; Goldstein等, 2020; 梁超和朱雪峰, 2021; Terrer等, 2021). 大量研究结果表明, 许多区域土壤SOC含量远低于维持生态系统安全的阈值, 而且土壤具有较大的碳汇潜力(Powlson等, 2011; Wang等, 2011; 张利等, 2016; Minasny等, 2017; Lal, 2018; Cai等, 2022; Li等, 2022). 但是, 由于全球深层土壤SOC储量数据缺乏, 特别是在土层较深的区域(如土层深达350m的黄土高原

中文引用格式: 王晶晶, 魏孝荣, 贾小旭, 黄明斌, 刘志鹏, 姚毓菲, 邵明安. 2023. 预测区域尺度深层土壤有机碳的方法. 中国科学: 地球科学, 53(3): 561–571, doi: 10.1360/N072022-0106
英文引用格式: Wang J, Wei X, Jia X, Huang M, Liu Z, Yao Y, Shao M. 2023. An empirical approach to predict regional organic carbon in deep soils. Science China Earth Sciences, 66(3): 583–593, https://doi.org/10.1007/s11430-022-1032-2

© 2023 《中国科学》杂志社

地区), 限制了对土壤碳汇潜力的准确评估. 因此, 对大尺度深层土壤有机碳储量的准确估算, 是土壤碳汇潜力评估以及区域碳管理的科学基础.

在目前土壤碳动态变化和陆地碳循环研究中, 对SOC的研究多集中在0~100cm土层土壤(Jobbágy和Jackson, 2000; 王文颖等, 2009; Wang等, 2011; Lal, 2018; Li等, 2019; Wu等, 2021; Cai等, 2022). 然而, 深层土壤存储了大量的SOC, 如全球100~200cm土层土壤SOC占整个土壤剖面的30~60%(Govers等, 2012; Batjes, 2016; Balesdent等, 2018). 在深层土壤中, SOC受到自身化学结构、成土矿物保护性吸附、微生物活性较弱等因素的影响, 稳定性较高. 如全球尺度上, SOC的平均周转时间在表土为19~30a(Carvalhais等, 2014), 而在30~100cm土层为729~1414a(Luo等, 2019). 深层土壤SOC稳定的特性, 对于通过生物过程封存大气CO_2、缓解全球气候变暖有重要意义(陶贞等, 2007; Rumpel和Kögel-Knabner, 2010; Rumpel等, 2012).

深层土壤SOC主要来源于可溶性SOC的淋溶、颗粒态SOC通过土壤大孔隙迁移、土壤动物扰动、植物死根以及植物根系分泌物在土壤剖面的向下输移和再分配等过程(Rumpel和Kögel-Knabner, 2010; Marin-Spiotta等, 2011; Kaiser和Kalbitz, 2012). 已有研究表明, 植物根系可以到达深层土壤, 如黄土高原地区紫花苜蓿和柠条的根系可以生长至15~21m深的土层(Wang等, 2015), 并对深层土壤碳循环产生影响(Fisher等, 1994; Nepstad等, 1994; Wang等, 2015; Poirier等, 2018), 而且来源于植物根系的土壤SOC的稳定性是来源于植物地上部的2~13倍(Menichetti等, 2015; Jackson等, 2017; Sokol等, 2019). 因此, 准确估算深层土壤SOC储量, 对于降低陆地碳循环和土壤固碳潜力评估误差至关重要. 但是, 由于深层土壤SOC数据获取困难, 准确估算区域尺度深层土壤SOC一直是当前研究面临的挑战.

近一个世纪以来, 研究者主要通过野外采样和实验室测定获取深层土壤SOC数据(Post等, 1982; Wang等, 2011; Wang等, 2015; Yang等, 2022). 该方法可以准确测定深层土壤SOC, 但只适用于小范围或者样点尺度研究, 其在区域尺度研究中由于成本耗费大, 难以实现. 为克服这一缺点, 研究者利用不同的数学模型(深度分布函数)描述SOC随土壤深度的垂直分布特征, 并尝试对不同区域深层土壤SOC进行预测(Jobbágy和Jackson, 2000; Minasny等, 2006; Johnson等, 2011; James等, 2014; Wade等, 2019). 但目前在使用深度分布函数时, 仍需要至少0~100cm土层的土壤SOC实测结果, 以拟合获取深度分布函数的相关参数(Arrouays和Pelissier, 1994; James等, 2014). 同时, 现有的多数深度分布函数对SOC数据的拟合精度不高, 而且缺乏不同函数之间的比较, 使得深度分布函数的选取具有较大随意性(Jobbágy和Jackson, 2000; James等, 2014). 此外, 目前多数预测仅限于200cm土层以内(Wade等, 2019; Liu等, 2022; Bellè等, 2022), 只有极少数研究预测到500cm土层(Song等, 2019), 而且这些预测仅局限于样点尺度, 其在区域或者更大空间尺度的应用亟待拓展.

鉴于此, 本研究建立了一种基于深度分布函数的预测区域尺度深层土壤SOC的方法. 以中国黄土高原地区的实测数据和国际土壤参考资料中心(ISRIC)中土壤信息系统数据库的区域数据为基础, 比较分析了7个深度分布函数的拟合效果, 以筛选最优、普遍适用不同地区的深度分布函数. 通过建立最优深度分布函数的参数与0~40cm土层土壤性质的关系, 确立了区域尺度预测深度分布函数参数的方法, 从而提出了预测区域尺度深层土壤SOC的经验模型. 不同数据集检验结果表明, 该模型可简单、快速、准确地预测区域尺度深层土壤SOC.

2 材料与方法

2.1 数据库概况

本研究所使用的数据包括中国黄土高原的实测数据和ISRIC土壤信息系统数据库部分数据. 黄土高原位于中国的西北地区, 面积$6.4\times10^5 km^2$, 土壤发育于黄土母质, 土层均匀深厚, 最深可达350m(Zhu等, 2018). 该区海拔89~5143m, 年均降水量100~880mm, 年均气温2~15.6℃. 植被类型从东南向西北呈现森林到草地的过渡, 耕地均匀分布在整个区域. 深厚的土层和均匀的黄土母质使黄土高原成为研究SOC垂直分布特征, 建立区域尺度深层SOC估算方法的理想区域.

本研究使用的黄土高原实测数据包括样带数据库、样点数据库和区域数据库. 黄土高原样带数据库由从南向北按照大约10km间隔所采集的70个样点所组成, 采样深度500cm, 按照植被类型分为耕地(n=8)、

草地(n=17)和森林(n=45)(图1). 每个采样点依据当地有代表性的地形和土地利用方式选区, 分别采集0~10、10~20、20~40、40~60、60~80、80~100、100~150、150~200、200~300、300~400和400~500cm土层土样. 为建立可靠的预测方法, 将样带数据划分为训练集(n=56)和验证集(n=14)(网络版附图S1~S3, http://earthcn.scichina.com).

黄土高原样点数据库包括6个地点0~500cm土层的实测土壤SOC数据, 分别为长武县(n=11)、定边县(n=8)、扶风县(n=3)、绥德县(n=3)、延安市(n=4)和永寿县(n=3)(图1), 各个地点剖面土壤样品采样间隔有所不同, 耕地样点分别为6、4、0、2、1、1个, 森林样点分别为5、4、3、1、3、2个. 该数据库用于评估点尺度深层土壤SOC估算方法的预测精度.

黄土高原区域数据库由涵盖黄土高原地区的267个样点组成, 采样距离间隔约30~50km, 其中耕地样点94个、草地样点74个、森林样点99个, 采样深度分别为0~20、20~40、60~100、100~200cm(图1). 每个采样点依据地形和土地利用方式的代表性, 选择5个采样点采集土壤样品, 组成该样点的混合样品. 该数据库用于评估区域尺度深层SOC估算方法的预测精度.

黄土高原区域和样带数据库的采样时间分别为2008年和2011年, 样点数据库的采样时间分别为2014年(扶风县、延安市和永寿县)、2019年(长武县和定边县)和2021年(绥德县). 土壤样品使用直径5cm的土钻采集, 每个采样点用全球定位系统(RTK-GPS, 5m精度)记录纬度、经度和海拔高度. 土壤样品风干后测定颗粒组成(Mastersizer 2000激光粒度仪, Malvern Instruments, Malvern, England)和SOC含量(Walkley-Black法)(Nelson和Sommer, 1982).

本研究同时在ISRIC土壤信息系统数据库选取了不同地区的深层土壤SOC数据, 以验证深层土壤SOC估算方法在黄土高原以外区域的适用性. 数据选取依据以下标准: (1) 土壤剖面数据包括SOC含量; (2) 每个土壤剖面至少包含5个连续土层的SOC数据(Arrouays和Pelissier, 1994; James等, 2014); (3) 每个土壤剖面SOC随土层深度增加呈现逐渐稳定的趋势(Hobley等, 2013); (4) 土壤类型为自然土壤, 土层结构未受到人类活动扰动; (5) 所选区域的土壤剖面样点相对集中, 以避免土壤类型和气候差异的影响. 最终, 在ISRIC数据库选择了中国东南部、肯尼亚南部和巴西东南部的39个土壤剖面数据(图1). 这3个区域的数据详情见网络版附表S1.

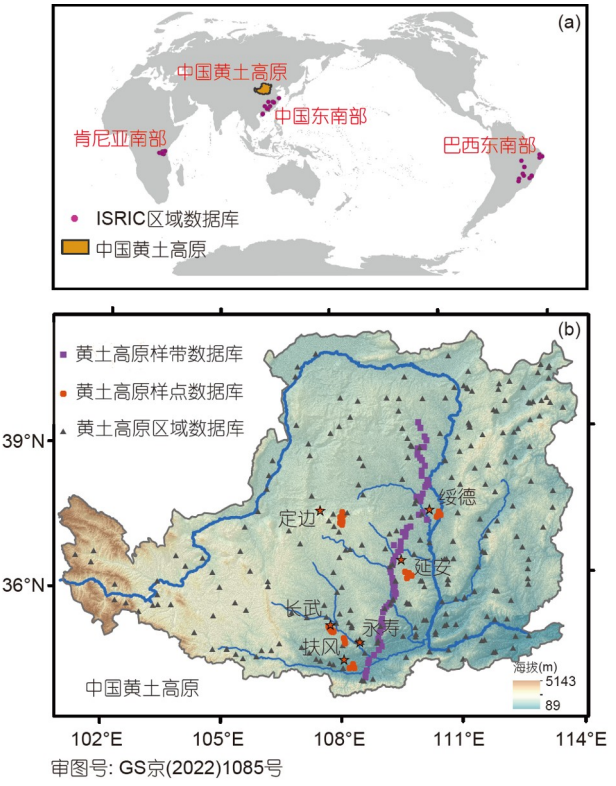


图 1　本研究使用的土壤有机碳数据库分布图

本研究使用的土壤有机碳数据由ISRIC土壤信息系统库的部分有机碳数据库(a)和黄土高原地区测定的有机碳数据库(b)组成. 使用的ISRIC土壤信息系统库中的数据位于中国东南部(0~240cm, n=12)、肯尼亚南部(0~210cm, n=13)和巴西东南部(0~550cm, n=14); 黄土高原地区测定的有机碳数据库包括样带数据库(0~500cm, n=70)、样点数据库(0~500cm, n=32)和区域数据库(0~200cm, n=267)

2.2　最优深度分布函数筛选

深度分布函数用来模拟SOC含量随土层深度增加呈现快速减小、之后趋于稳定的变化特征. 根据已有研究, 本研究共收集7个深度分布函数, 并对其进行比较, 以筛选模拟SOC垂直分布的最优深度分布函数, 本研究的7个深度分布函数如下.

负指数函数(Bernoux等, 1998):

$$C_x = C_e + (C_0 - C_e) \times \exp(-kx). \quad (1)$$

指数衰减函数(Russell和Moore, 1968):

$$C_x = C_0 \times \exp(-kx). \quad (2)$$

幂函数(Bennema, 1974):

$$C_x = a \times x^{-k}. \quad (3)$$

对数函数(Johnson等, 2011):

$$C_x = a \times \ln(x) + b. \quad (4)$$

III型指数函数(Sit和Poulin-Costello, 1994):

$$C_x = a \times \exp(k \times x^{-1}). \quad (5)$$

一元多项式的反函数(Sit和Poulin-Costello, 1994):

$$C_x = \frac{x}{(a+kx)}. \quad (6)$$

修正指数函数(Nakane, 1976):

$$C_x = C_0 \times \exp\left(-\left(\frac{1}{kx+a}+b\right)x\right), \quad (7)$$

式中, C_x为土壤剖面x深度处的SOC含量(g kg^{-1}); C_0为表层SOC含量(g kg^{-1}). 负指数和指数衰减函数的表层深度设定为0cm, 其他函数设定为表土采样深度的中点. C_e为随深度增加SOC趋于稳定时的含量(g kg^{-1}), k为SOC在土壤剖面的变化率(cm^{-1}), a和b为深度分布函数的常数.

本研究用黄土高原样带数据库训练集的SOC数据和ISRIC中3个区域数据库的SOC数据比较上述深度分布函数的拟合效果, 并获取相应的参数. 用非线性最小二乘法(Scipy软件包)进行拟合, 获取函数参数、决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE), 用泰勒图(SkillMetrics软件包)比较不同深度分布函数的预测精度, 以进行最优函数筛选. 结果表明, 负指数函数模拟土壤剖面SOC垂直分布显著优于其他函数(详见结果和讨论), 因此, 本文选择负指数函数建立区域尺度深层土壤SOC预测方法.

2.3 区域尺度最优深度分布函数的参数预测

已有研究结果表明, SOC含量随深度增加降低趋势在0~40cm土层非常明显, 在40cm以下土层逐渐变缓并趋于稳定(James等, 2014; Hobley和Wilson, 2016; Yang等, 2022). 土壤性质是影响深度分布函数参数的主要因子, 本研究通过分析表层土壤性质和0~40cm土层SOC变化率(k_0)与最优深度分布函数参数(C_e和k)的关系, 建立预测区域尺度C_e和k的方法.

0~40cm土层SOC变化率k_0的计算方法为

$$k_0 = -(\ln(C_1) - \ln(C_0)) / (x_1 - x_0), \quad (8)$$

式中, x_0是表层土壤采样深度(cm); x_1是0~40cm剖面中下一层土壤的采样深度(cm), C_0为表层土壤SOC含量(g kg^{-1}); C_1是x_1土层SOC含量(g kg^{-1}).

本研究用黄土高原样带数据库训练集的SOC数据和ISRIC中3个区域数据库的SOC数据进行分析, 以建立利用表层土壤性质预测C_e和k的关系.

2.4 深层土SOC估算方法的验证和应用

本研究用黄土高原样点和区域数据库验证区域尺度深层土壤SOC预测方法在0~200和0~500cm土层的适用性, 用R^2和RMSE作为评价指标评估预测精度. 同时, 基于该方法, 分别预测了黄土高原180~200、280~300、380~400和480~500cm土层SOC的空间分布特征.

3 结果与讨论

3.1 最优深度分布函数筛选

通过比较选取的7个深度分布函数在模拟黄土高原地区土壤剖面SOC垂直分布的效果发现, 负指数函数是模拟SOC垂直分布的最优深度分布函数, 其模拟土壤剖面SOC垂直分布的R^2最高, 中位数为0.95; RMSE最低, 中位数为0.29g kg^{-1}. 其余6个深度分布函数模拟土壤剖面SOC垂直分布的R^2相对较低, 中位数为0.35~0.89; RMSE较高, 中位数为0.44~1.23g kg^{-1}(图2a、2c). 比较不同深度分布函数对训练集预测精度发现, 负指数函数预测的SOC标准差(2.34)与训练集数据(2.36)最接近, 预测精度最优(图2e). 因此, 负指数函数对黄土高原0~500cm土层 SOC垂直分布的模拟能力最佳(图2g).

利用ISRIC数据库中3个不同区域土壤剖面SOC数据对7个深度分布函数模拟能力比较结果表明, 负指数函数、对数函数、幂函数和修正指数函数对剖面SOC的模拟能力优于其他函数(图2b、2d). 在这4个函数中, 负指数函数对实测SOC的预测精度最高, 相关系数为0.99, RMSE为1.80g kg^{-1}, 预测值的SD(10.85)与实测值(10.88)最相近(图2f). 因此, 负指数函数也是模拟其他区域SOC垂直分布的最佳函数(图2h).

负指数函数对SOC垂直分布特征的模拟能力最优

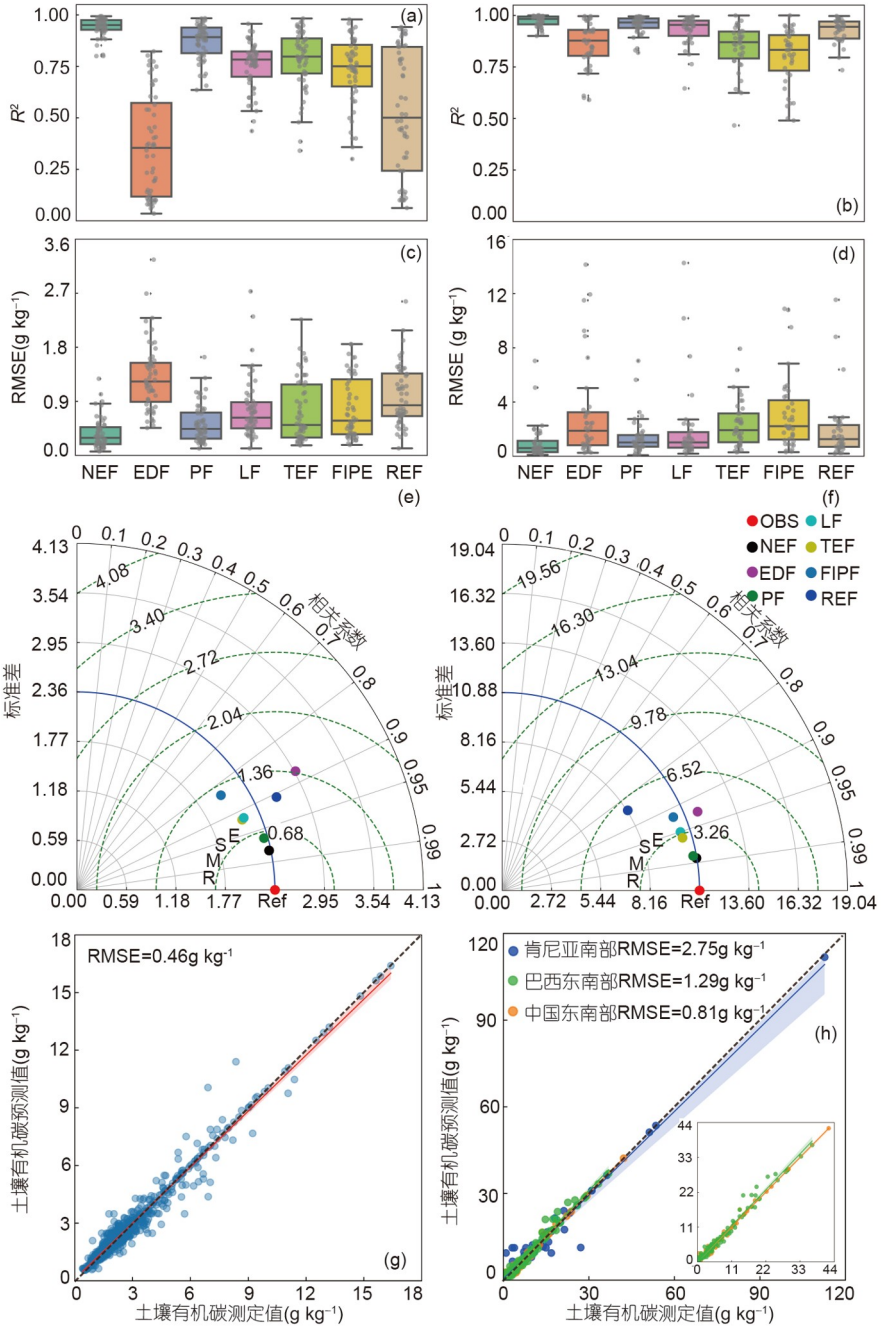


图 2　不同深度分布函数对土壤剖面有机碳模拟效果比较

(a)~(d)为7个深度分布函数对中国黄土高原((a)和(c))以及ISRIC土壤信息系统库中其他区域((b)和(d))土壤剖面SOC的拟合结果. 其他区域包括中国东南部、肯尼亚南部和巴西东南部. R^2, 决定系数; RMSE, 均方根误差. X轴为7个深度分布函数. NEF, 负指数函数; EDF, 指数衰减函数; PF, 幂函数; LF, 对数函数; TEF, III型指数函数; FIPF, 一元多项式的反函数; REF, 修正指数函数. (e)和(f)表示7个深度分布函数对中国黄土高原(e)和其他地区(f)土壤剖面SOC预测精度的评估. OBS, 实测数据; Ref, 测定数据的标准差. (g)和(h)为负指数函数对中国黄土高原(g)和其他地区(h)土壤剖面SOC的预测结果. 虚线为1:1线, 实线为SOC测定值与预测值的拟合线, 实线的阴影区域为95%的置信区间

与土壤剖面SOC变化特征密切相关. 在全球或样点尺度, 多数土壤剖面的SOC随土层增加呈现指数下降, 最终趋于稳定(James等, 2014; Hobley和Wilson, 2016; Yang等, 2022). 负指数函数常用于描述随时间或距离

的指数衰减，这一特性可能使得该函数与土壤剖面SOC随深度的垂直变化存在较高的拟合度(Paul等, 2008; 赵青青等, 2014). 鉴于负指数函数模拟土壤剖面SOC垂直分布效果最佳, 本研究以该函数为基础, 建立区域尺度深层SOC的预测方法.

3.2 区域尺度负指数函数参数预测

通过建立表层土壤性质和k_0与负指数函数C_e和k的关系，确立预测区域尺度C_e和k的方法. 黄土高原样带数据库训练集0~40cm土层土壤性质数据预测结果表明，表土SOC(C_0)、黏粒和粉粒含量均与C_e显著正相关，砂粒含量与C_e显著负相关. 由于表土黏粒、粉粒、砂粒含量和C_0之间存在多重共线性，且C_0与C_e的相关系数最高(r=0.78)(图3)，本研究选取C_0作为预测C_e的变量, 预测方程如下(图4a):

$$C_e = 0.16 \times C_0 + 0.81. \quad (9)$$

负指数函数参数k与0~40cm土层土壤性质的相关分析结果表明，k_0和砂粒含量均与k显著正相关，黏粒和粉粒含量则与k显著负相关. 此外，k_0与砂粒含量显著正相关，与黏土和粉土含量负相关. 由于黏粒、粉粒、砂粒含量和k_0之间存在多重共线性，且k_0与k的相关系数最高(r=0.90)(图3)，本研究选取0~40cm土层SOC变化率k_0预测负指数函数参数k，预测方程如下(图4c):

$$k = 1.27 \times k_0 + 0.01. \quad (10)$$

本研究同时利用ISRIC数据库中的相关资料, 验证了所提出的预测负指数函数参数方法在其他地区的适用性. 验证结果表明, C_0和C_e之间的预测关系适用于其他区域, R^2为0.56~0.69, RMSE为1.14~2.10g kg^{-1}. k_0和k的预测关系也适用于其他区域, R^2为0.64~0.96, RMSE为0.01~0.04cm^{-1}. 这些结果表明, 本研究提出的预测关系可用于预测其他地区的负指数函数参数. 因此, 提出如下预测负指数函数参数C_e和k经验方程:

$$C_e = a \times C_0 + b, \quad (11)$$

$$k = c \times k_0 + d, \quad (12)$$

式中, a和b分别为C_e与C_0线性回归方程的常数; c和d分别为k与k_0线性回归方程的常数.

本研究中，C_e与C_0具有显著的线性关系与深层土壤SOC主要受到表层土壤SOC的影响有关(图4a、4c).

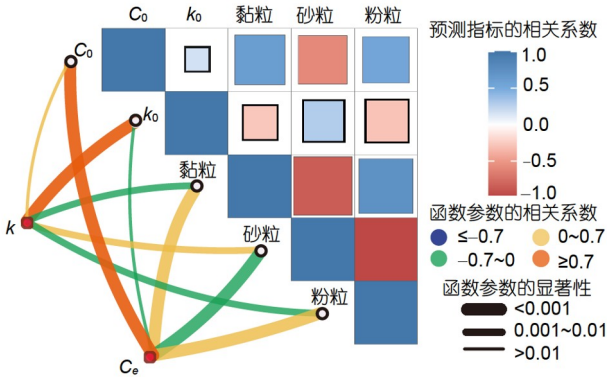


图 3　中国黄土高原0~40cm土层土壤性质与负指数函数参数的相关性

预测指标为0~40cm土层土壤性质, 包括表层土壤有机碳含量(C_0, g kg^{-1}), 0~40cm土层SOC随深度的变化率(k_0, cm^{-1})、黏粒、砂粒和粉粒含量. 负指数函数参数为C_e和k. C_e, 随深度增加SOC趋于稳定时的含量(g kg^{-1}); k, SOC在土壤剖面中的变化率(cm^{-1}). 方框颜色梯度表示预测指标的相关系数, 线条颜色表示负指数函数参数和预测指标之间的相关系数

在土壤剖面中，表层SOC在动物扰动、淋溶等作用下向深层土壤迁移，从而对深层土壤SOC产生影响(Elzein和Balesdent, 1995; Jagercikova等, 2017; Si等, 2018). k与k_0之间显著的线性关系则表明，SOC在0~40cm土层随深度的变化对其在整个土壤剖面的变化影响较大(图4b、4d). 对于自然土壤, 剖面SOC的变化主要体现在0~40cm土层，该层SOC随深度增加显著减少，当深度大于40cm时，SOC随深度的变化逐渐减小并趋于稳定(James等, 2014; Hobley和Wilson, 2016; Yang等, 2022). 因此，SOC在0~40cm土层随深度的变化能够解释其在整个土壤剖面变化的大部分变异. 上述分析也表明，预测因子(C_0和k_0)与负指数函数参数(C_e和k)之间的关系可作为预测方法适用于多个区域.

该预测方法在其他地区的参数与黄土高原地区的参数有所差异(图4)，表明预测方程的参数需要根据研究区域实测数据获得. 这种预测参数的区域差异受成土因素(如气候、地形、母质、植被类型等)空间变异的影响. 成土因素对成土过程、土壤剖面结构、SOC的垂直分布特征等具有重要作用，造成了深度分布函数预测参数在不同地区间的差异(Yang等, 2007; Dixon等, 2009; Karhu等, 2010; Hobley等, 2015; Dixon等, 2016; Hou等, 2019; Zhou等, 2019; Sun等, 2020). 此外, 土壤环境也影响SOC的周转时间和SOC在土壤剖面的垂向迁移过程, 从而改变SOC的垂直分布特征, 导致负

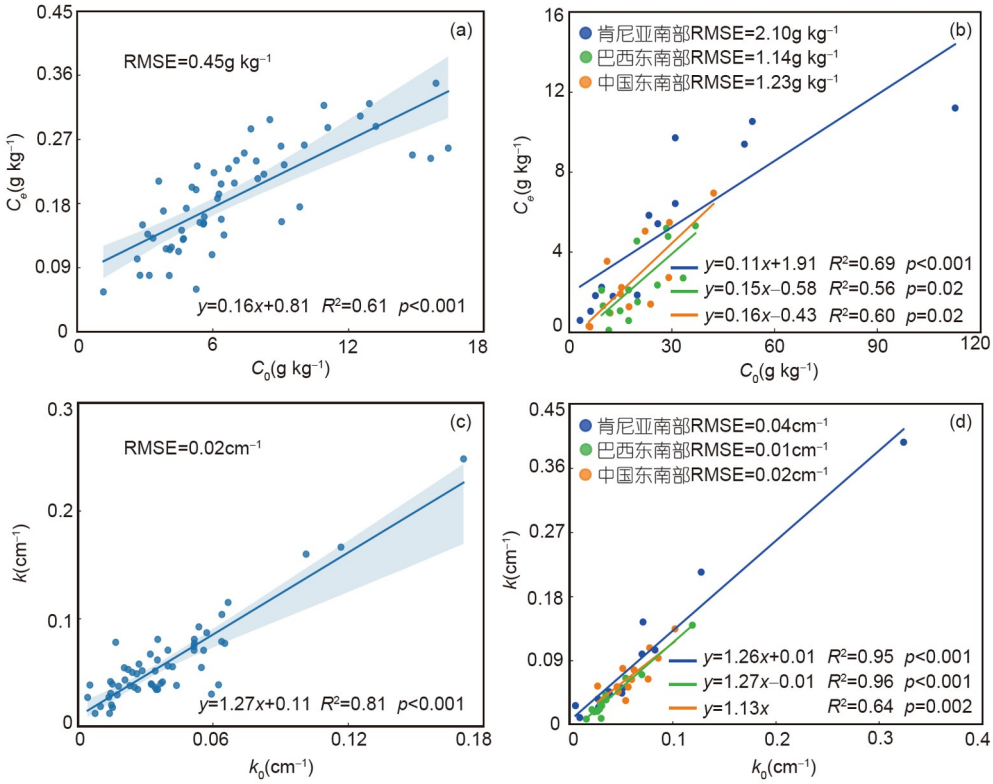


图 4　负指数函数参数与0~40cm土层土壤性质的关系

(a)和(c)为中国黄土高原地区的关系, (b)和(d)为其他区域的关系. C_0, 表层土壤有机碳含量(g kg^{-1}); k_0, 0~40cm土层SOC随深度的变化率(cm^{-1}); C_e, 随深层增加SOC趋于稳定时的含量(g kg^{-1}); k, SOC在土壤剖面的变化率(cm^{-1}). R^2, 决定系数; RMSE, 均方根误差. 实线为SOC实测值与预测值的拟合线, 实线阴影区域为95%置信区间

指数函数预测参数的区域差异(Hawkes等, 2017; Hu等, 2020; Jansson和Hofmockel, 2020). 因此, 未来研究中应进一步分析预测参数的区域差异. 此外, 本研究建立的预测方法主要针对自然土壤剖面, 人为土由于受到长期的人为因素影响, 其剖面结构发生了显著变化, 土壤剖面的SOC垂直分布特征也会发生变化, 该方法在人为土或者扰动的自然土壤的适用性还需进一步验证.

3.3　深层土壤有机碳估算方法的验证与应用

利用黄土高原样带数据库中验证数据集, 对本研究所提出的区域尺度0~500cm土层土壤SOC预测方法进行研究, 发现土壤SOC预测结果与测定结果极显著正相关, 线性关系的斜率为0.93, R^2为0.90, RMSE为0.86g kg^{-1}(图5); 测定值和预测值的SD分别为2.57和2.51. 因此, 该方法可以准确估算黄土高原地区0~500cm土层土壤SOC含量.

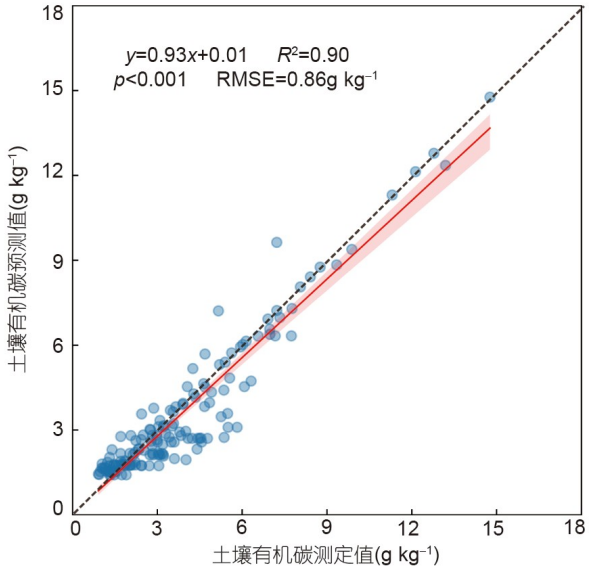


图 5　中国黄土高原0~500cm土层土壤有机碳预测效果

R^2, 决定系数; RMSE, 均方根误差. 实线为SOC测定值与预测值的拟合线, 实线阴影区域为95%置信区间

本研究同时利用黄土高原样点和区域SOC数据库检验了所提出方法在该区的适用性. 检验结果表明, 该方法可以很好地预测黄土高原区域尺度0~200cm和多个不同地点0~500cm土层土壤SOC含量(图6a、6b). 对区域尺度0~200cm土层SOC预测的R^2为0.76, RMSE为1.13g kg^{-1}, 测定值和预测值的SD分别为1.68和1.27.

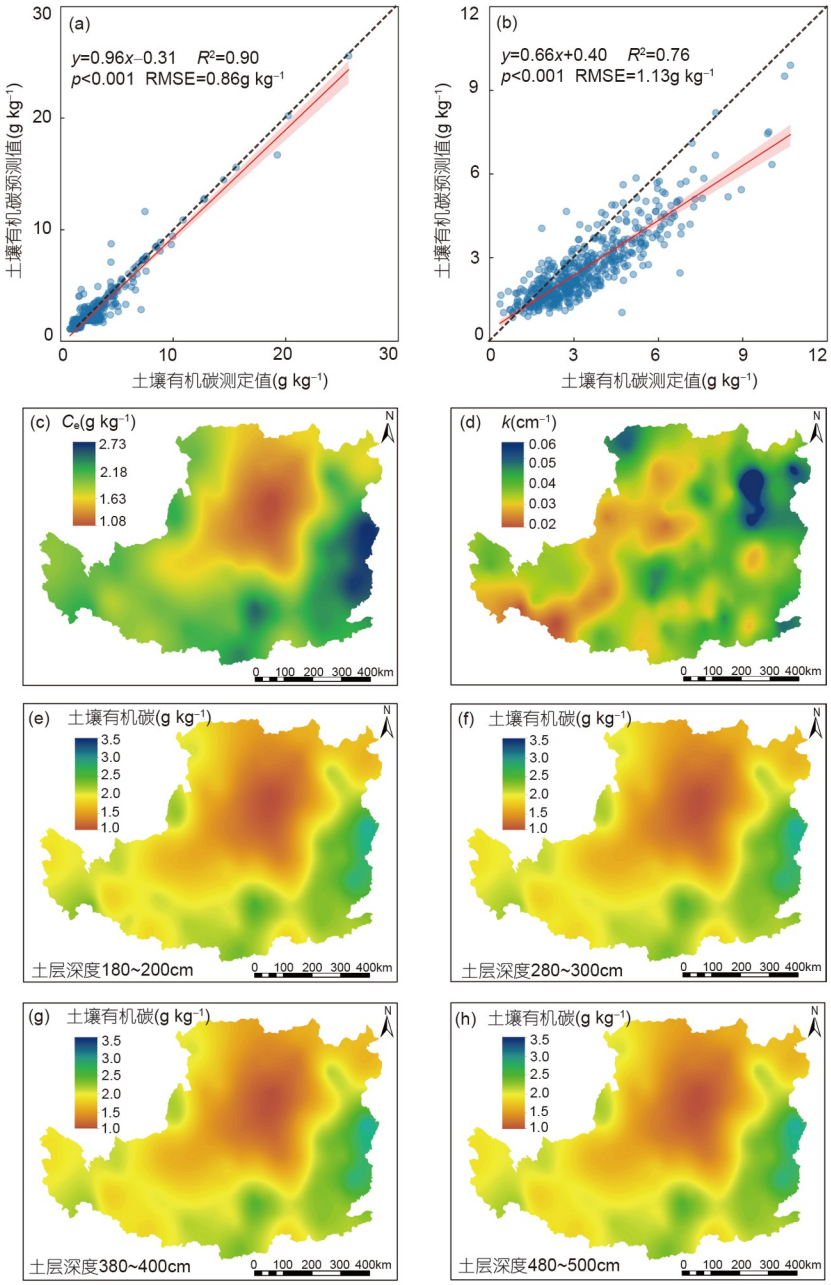


图 6　区域尺度深层土壤有机碳预测方法在预测中国黄土高原土壤有机碳中的应用

(a)和(b)是对中国黄土高原样点数据集(0~500cm, (a))和区域数据集(0~200cm, (b))中土壤剖面SOC的预测效果. R^2, 决定系数; RMSE, 均方根误差. 虚线为1:1线, 红色实线为SOC实测值与预测值的拟合线, 实线阴影区域为95%置信区间. (c)和(d)是中国黄土高原地区负指数函数参数C_e(c)和k(d)的空间分布图. C_e表示随深度增加SOC趋于稳定时的含量(g kg^{-1}), 根据文中公式(9)结合区域实测表层土壤SOC数据计算获得; k表示SOC在土壤剖面的变化率(cm^{-1}), 根据公式(8)和(10)结合区域0~40cm实测土壤SOC数据计算获得. (e)~(h)是区域尺度深层土壤有机碳预测方法预测的中国黄土高原地区180~200cm(e)、280~300cm(f)、380~400cm(g)和480~500cm(h)土层SOC空间分布图

对多个样点0~500cm土层SOC预测的R^2为0.90，RMSE为0.86g kg^{-1}，测定值和预测值的SD分别为2.36和2.40. 因此，负指数函数结合通过0~40cm土层SOC实测数据获得的参数，为准确预测黄土高原区域尺度深层土壤SOC提供了快速、简单的方法. 本研究根据黄土高原的区域数据集和预测方程，获得了该区负指数函数参数C_e和k的空间分布特征(图6c、6d)，在此基础上，估算了黄土高原地区不同深度土壤SOC的空间分布(图6e~6h)，从而为区域尺度深层土壤SOC储量的准确估算提供基础数据.

4　结论

(1) 负指数函数能够准确模拟不同区域土壤剖面SOC的垂直分布特征. 基于0~40cm土层土壤性质和SOC随深度变化的参数，可有效预测区域尺度负指数函数参数(即C_e和k).

(2) 结合负指数函数及其参数预测方法, 获得的区域尺度深层土壤SOC预测模型可以准确、快速预测0~500cm土层SOC含量. 该模型可应用与不同地区，但由于负指数函数参数在区域间的差异，需要利用实测数据获取特定区域参数.

参考文献

梁超, 朱雪峰. 2021. 土壤微生物碳泵储碳机制概论. 中国科学: 地球科学, 51: 680–695

陶贞, 沈承德, 高全洲, 孙彦敏, 易惟熙, 李英年. 2007. 高寒草甸土壤有机碳储量和CO_2通量. 中国科学D辑: 地球科学, 37: 553–563

王文颖, 王启基, 鲁子豫. 2009. 高寒草甸土壤组分碳氮含量及草甸退化对组分碳氮的影响. 中国科学D辑: 地球科学, 39: 647–654

张利, 周广胜, 汲玉河, 白永飞. 2016. 中国草地碳储量时空动态模拟研究. 中国科学: 地球科学, 46: 1392–1405

赵青青, 刘何铭, Mathieu J, 王樟华, 王希华. 2014. 凋落叶空间扩散模型在常绿阔叶林的适用性分析. 应用生态学报, 25: 3117–3124

Arrouays D, Pelissier P. 1994. Modeling carbon storage profiles in temperate forest humid loamy soils of France. Soil Sci, 157: 185–192

Balesdent J, Basile-Doelsch I, Chadoeuf J, Cornu S, Derrien D, Fekiacova Z, Hatté C. 2018. Atmosphere-soil carbon transfer as a function of soil depth. Nature, 559: 599–602

Batjes N H. 2016. Harmonized soil property values for broad-scale modelling (WISE30sec) with estimates of global soil carbon stocks. Geoderma, 269: 61–68

Bellè S L, Riotte J, Sekhar M, Ruiz L, Schiedung M, Abiven S. 2022. Soil organic carbon stocks and quality in small-scale tropical, sub-humid and semi-arid watersheds under shrubland and dry deciduous forest in southwestern India. Geoderma, 409: 115606

Bennema J. 1974. Organic carbon profiles in oxisols. Pedologie, 24: 119–146

Bernoux M, Arrouays D, Cerri C C, Bourennane H. 1998. Modeling vertical distribution of carbon in oxisols of the Western Brazilian Amazon (rondonia). Soil Sci, 163: 941–951

Cai W, He N, Li M, Xu L, Wang L, Zhu J, Zeng N, Yan P, Si G, Zhang X, Cen X, Yu G, Sun O J. 2022. Carbon sequestration of Chinese forests from 2010 to 2060: Spatiotemporal dynamics and its regulatory strategies. Sci Bull, 67: 836–843

Carvalhais N, Forkel M, Khomik M, Bellarby J, Jung M, Migliavacca M, Mu M, Saatchi S, Santoro M, Thurner M, Weber U, Ahrens B, Beer C, Cescatti A, Randerson J T, Reichstein M. 2014. Global covariation of carbon turnover times with climate in terrestrial ecosystems. Nature, 514: 213–217

Dixon J L, Heimsath A M, Amundson R. 2009. The critical role of climate and saprolite weathering in landscape evolution. Earth Surf Proc Land, 34: 1507–1521

Dixon J L, Chadwick O A, Vitousek P M. 2016. Climate-driven thresholds for chemical weathering in postglacial soils of New Zealand. J Geophys Res-Earth Surf, 121: 1619–1634

Elzein A, Balesdent J. 1995. Mechanistic simulation of vertical distribution of carbon concentrations and residence times in soils. Soil Sci Soc Am J, 59: 1328–1335

Fisher M J, Rao I M, Ayarza M A, Lascano C E, Sanz J I, Thomas R J, Vera R R. 1994. Carbon storage by introduced deep-rooted grasses in the South American savannas. Nature, 371: 236–238

Goldstein A, Turner W R, Spawn S A, Anderson-Teixeira K J, Cook-Patton S, Fargione J, Gibbs H K, Griscom B, Hewson J H, Howard J F, Ledezma J C, Page S, Koh L P, Rockström J, Sanderman J, Hole D G. 2020. Protecting irrecoverable carbon in Earth's ecosystems. Nat Clim Chang, 10: 287–295

Govers G, Merckx R, Ost L V, Wesemael B V. 2012. Managing Soil Organic Carbon for Global Benefits: A STAP Technical Report. Washington: Global Environmental Facility

Hawkes C V, Waring B G, Rocca J D, Kivlin S N. 2017. Historical climate controls soil respiration responses to current soil moisture. Proc Natl Acad Sci USA, 114: 6322–6327

Hobley E U, Wilson B. 2016. The depth distribution of organic carbon in the soils of eastern Australian. Ecosphere, 7: e01214

Hobley E, Willgoose G R, Frisia S, Jacobsen G. 2013. Environmental and site factors controlling the vertical distribution and radiocarbon

ages of organic carbon in a sandy soil. Biol Fertil Soils, 49: 1015–1026

Hobley E, Wilson B, Wilkie A, Gray J, Koen T. 2015. Drivers of soil organic carbon storage and vertical distribution in Eastern Australia. Plant Soil, 390: 111–127

Hou R, Li T, Fu Q, Liu D, Li M, Zhou Z, Li L, Yan J. 2019. Characteristics of water-heat variation and the transfer relationship in sandy loam under different conditions. Geoderma, 340: 259–268

Houghton R A. 2007. Balancing the global carbon budget. Annu Rev Earth Planet Sci, 35: 313–347

Hu Y, Wang S, Niu B, Chen Q, Wang J, Zhao J, Luo T, Zhang G. 2020. Effect of increasing precipitation and warming on microbial community in Tibetan alpine steppe. Environ Res, 189: 109917

Jackson R B, Lajtha K, Crow S E, Hugelius G, Kramer M G, Piñeiro G. 2017. The ecology of soil carbon: Pools, vulnerabilities, and biotic and abiotic controls. Annu Rev Ecol Evol Syst, 48: 419–445

Jagercikova M, Cornu S, Bourlès D, Evrard O, Hatté C, Balesdent J. 2017. Quantification of vertical solid matter transfers in soils during pedogenesis by a multi-tracer approach. J Soils Sediments, 17: 408–422

James J, Devine W, Harrison R, Terry T. 2014. Deep soil carbon: Quantification and modeling in subsurface layers. Soil Sci Soc Am J, 78: S1–S10

Jansson J K, Hofmockel K S. 2020. Soil microbiomes and climate change. Nat Rev Microbiol, 18: 35–46

Jobbágy E G, Jackson R B. 2000. The Vertical distribution of soil organic carbon and its relation to climate and vegetation. Ecol Appl, 10: 423

Johnson D W, Murphy J U, Rau B M, Miller W W. 2011. Subsurface carbon contents: Some case studies in forest soils. For Sci, 57: 3–10

Kaiser K, Kalbitz K. 2012. Cycling downwards-dissolved organic matter in soils. Soil Biol Biochem, 52: 29–32

Karhu K, Fritze H, Tuomi M, Vanhala P, Spetz P, Kitunen V, Liski J. 2010. Temperature sensitivity of organic matter decomposition in two boreal forest soil profiles. Soil Biol Biochem, 42: 72–82

Lal R. 2004. Soil carbon sequestration to mitigate climate change. Geoderma, 123: 1–22

Lal R. 2018. Digging deeper: A holistic perspective of factors affecting soil organic carbon sequestration in agroecosystems. Glob Change Biol, 24: 3285–3301

Li H, Wu Y, Liu S, Xiao J, Zhao W, Chen J, Alexandrov G, Cao Y. 2022. Decipher soil organic carbon dynamics and driving forces across China using machine learning. Glob Change Biol, 28: 3394–3410

Li M, Han X, Du S, Li L J. 2019. Profile stock of soil organic carbon and distribution in croplands of Northeast China. Catena, 174: 285–292

Liu F, Wu H, Zhao Y, Li D, Yang J L, Song X, Shi Z, Zhu A X, Zhang G L. 2022. Mapping high resolution national soil information grids of China. Sci Bull, 67: 328–340

Luo Z, Wang G, Wang E. 2019. Global subsoil organic carbon turnover times dominantly controlled by soil properties rather than climate. Nat Commun, 10: 3688

Marin-Spiotta E, Chadwick O A, Kramer M, Carbone M S. 2011. Carbon delivery to deep mineral horizons in Hawaiian rain forest soils. J Geophys Res, 116: G03011

Menichetti L, Ekblad A, Kätterer T. 2015. Contribution of roots and amendments to soil carbon accumulation within the soil profile in a long-term field experiment in Sweden. Agric Ecosyst Environ, 200: 79–87

Minasny B, Malone B P, McBratney A B, Angers D A, Arrouays D, Chambers A, Chaplot V, Chen Z S, Cheng K, Das B S, Field D J, Gimona A, Hedley C B, Hong S Y, Mandal B, Marchant B P, Martin M, McConkey B G, Mulder V L, O'Rourke S, Richer-de-Forges A C, Odeh I, Padarian J, Paustian K, Pan G, Poggio L, Savin I, Stolbovoy V, Stockmann U, Sulaeman Y, Tsui C C, Vågen T G, van Wesemael B, Winowiecki L. 2017. Soil carbon 4 per mille. Geoderma, 292: 59–86

Minasny B, McBratney A B, Mendonça-Santos M L, Odeh I O A, Guyon B. 2006. Prediction and digital mapping of soil carbon storage in the Lower Namoi Valley. Soil Res, 44: 233–244

Nakane K. 1976. An empirical formulation of the vertical distribution of carbon concentration in forest soils. Jpn J Ecol, 26: 171–174

Nelson D W, Sommers L E. 1982. Total carbon, organic carbon and organic matter. In: Page A L, Miller R H, Keeney D R, eds. Methods of Soil Analysis, Part 2 Chemical and Microbiological Properties. 2nd ed. Madison: ASA-SSSA. 539–579

Nepstad D C, de Carvalho C R, Davidson E A, Jipp P H, Lefebvre P A, Negreiros G H, da Silva E D, Stone T A, Trumbore S E, Vieira S. 1994. The role of deep roots in the hydrological and carbon cycles of Amazonian forests and pastures. Nature, 372: 666–669

Paul S, Flessa H, Veldkamp E, López-Ulloa M. 2008. Stabilization of recent soil carbon in the humid tropics following land use changes: Evidence from aggregate fractionation and stable isotope analyses. Biogeochemistry, 87: 247–263

Piao S, Sitch S, Ciais P, Friedlingstein P, Peylin P, Wang X, Ahlström A, Anav A, Canadell J G, Cong N, Huntingford C, Jung M, Levis S, Levy P E, Li J, Lin X, Lomas M R, Lu M, Luo Y, Ma Y, Myneni R B, Poulter B, Sun Z Z, Wang T, Viovy N, Zaehle S, Zeng N. 2013. Evaluation of terrestrial carbon cycle models for their response to climate variability and to CO_2 trends. Glob Change Biol, 19: 2117–2132

Poirier V, Roumet C, Munson A D. 2018. The root of the matter: Linking root traits and soil organic matter stabilization processes. Soil Biol Biochem, 120: 246–259

Post W M, Emanuel W R, Zinke P J, Stangenberger A G. 1982. Soil carbon pools and world life zones. Nature, 298: 156–159

Powlson D S, Whitmore A P, Goulding K W T. 2011. Soil carbon sequestration to mitigate climate change: A critical re-examination to identify the true and the false. Eur J Soil Sci, 62: 42–55

Rumpel C, Kögel-Knabner I. 2010. Deep soil organic matter—A key but poorly understood component of terrestrial C cycle. Plant Soil, 338: 143–158

Rumpel C, Chabbi A, Marschner B. 2012. Carbon Storage and Sequestration in Subsoil Horizons: Knowledge, Gaps and Potentials. Dordrecht: Springer Netherlands. 445–464

Russell J S, Moore A W. 1968. Comparison of Different Depth Weightings in the Numerical Analysis of Anisotropic Soil Profile Data. In: Transaction of the 9th International Congress of Soil Science Adelaide. Sydney: International Soil Science Society. 205–213

Si Y, Xiong L, Chen Y, Zhu J, Xie J, Gao R, Yang Y. 2018. Contribution of the vertical movement of dissolved organic carbon to carbon allocation in two distinct soil types under *Castanopsis fargesii* Franch. and *C. carlesii* (Hemsl.) Hayata forests. Ann For Sci, 75: 79

Sit V, Poulin-Costello M. 1994. Catalog of Curves for Curve Fitting Forest. Columbia: Science Research Branch Ministry of Forests

Sokol N W, Kuebbing S E, Karlsen-Ayala E, Bradford M A. 2019. Evidence for the primacy of living root inputs, not root or shoot litter, in forming soil organic carbon. New Phytol, 221: 233–246

Song X D, Wu H Y, Liu F, Tian J, Cao Q, Yang S H, Peng X H, Zhang G L. 2019. Three-dimensional mapping of organic carbon using piecewise depth functions in the red soil critical zone observatory. Soil Sci Soc Am J, 83: 687–696

Spain A, Isbell R, Probert M. 1983. Soil organic matter. In: Mitchell C, ed. Soils: An Australian Viewpoint. London: Academic Press Press. 551–563

Sun T, Wang Y, Hui D, Jing X, Feng W. 2020. Soil properties rather than climate and ecosystem type control the vertical variations of soil organic carbon, microbial carbon, and microbial quotient. Soil Biol Biochem, 148: 107905

Terrer C, Phillips R P, Hungate B A, Rosende J, Pett-Ridge J, Craig M E, van Groenigen K J, Keenan T F, Sulman B N, Stocker B D, Reich P B, Pellegrini A F A, Pendall E, Zhang H, Evans R D, Carrillo Y, Fisher J B, Van Sundert K, Vicca S, Jackson R B. 2021. A trade-off between plant and soil carbon storage under elevated CO_2. Nature, 591: 599–603

Wade A M, Richter D D, Medjibe V P, Bacon A R, Heine P R, White L J T, Poulsen J R. 2019. Estimates and determinants of stocks of deep soil carbon in Gabon, Central Africa. Geoderma, 341: 236–248

Wang W, Qiu L, Zu Y G, Su D X, An J, Wang H, Zheng G Y, SUN W, Che X. 2011. Changes in soil organic carbon, nitrogen, pH and bulk density with the development of larch (Larix gmelinii) plantations in China. Glob Change Biol, 17: 2657–2676

Wang Y, Shao M A, Zhang C, Liu Z, Zou J, Xiao J. 2015. Soil organic carbon in deep profiles under Chinese continental monsoon climate and its relations with land uses. Ecol Eng, 82: 361–367

Wu D, Liu D, Wang T, Ding J, He Y, Ciais P, Zhang G, Piao S. 2021. Carbon turnover times shape topsoil carbon difference between Tibetan Plateau and Arctic tundra. Sci Bull, 66: 1698–1704

Yang F, Huang M, Li C, Wu X, Guo T, Zhu M. 2022. Changes in soil moisture and organic carbon under deep-rooted trees of different stand ages on the Chinese Loess Plateau. Agric Ecosyst Environ, 328: 107855

Yang Y, Mohammat A, Feng J, Zhou R, Fang J. 2007. Storage, patterns and environmental controls of soil organic carbon in China. Biogeochemistry, 84: 131–141

Zhou G, Xu S, Ciais P, Manzoni S, Fang J, Yu G, Tang X, Zhou P, Wang W, Yan J, Wang G, Ma K, Li S, Du S, Han S, Ma Y, Zhang D, Liu J, Liu S, Chu G, Zhang Q, Li Y, Huang W, Ren H, Lu X, Chen X. 2019. Climate and litter C/N ratio constrain soil organic carbon accumulation. Natl Sci Rev, 6: 746–757

Zhu Y, Jia X, Shao M. 2018. Loess thickness variations across the Loess Plateau of China. Surv Geophys, 39: 715–727

(责任编委: 朴世龙)