

数字技术困境：如何解开土壤质量指数难题

查尔斯·德·保罗·奥巴德，文森特·加雅

所属机构：美国加利福尼亚州圣路易斯奥比斯波生物资源和农业工程部

摘要：了解土壤系统，管理实践和极端气候之间的相互作用对于基于处方的可持续实践至关重要，这些实践可以减少环境污染/足迹，破坏食品供应链，食品污染，从而改善社会经济福祉。气候变化下的土壤质量状况和动态既是一种危害，不能通过简单地添加化学品或通过作物品种来改进，也存在一个机会（例如，通过表明土地利用变化的影响），尽管具体细节仍有争议。本条目不仅重新审视了土壤质量测定的科学，而且还解释了使用“物联网”连续生成和集成的大数据进行监测的复杂性。事实上，在田间尺度上传递可靠的土壤质量信息，特别是对于异质土壤，受到数据伪影和采集时序差异、模糊基线、验证挑战、强大标准算法稀缺和决策支持工具等挑战的限制。随着数字技术、现代通信网络的出现以及变速技术（VRT）的进步，开发自动化可扩展和综合土壤质量指标的新时代已经到来。然而，在数字技术成为土壤质量传感和监测的常规工具之前，需要了解问题和担忧。这一贡献不仅体现了数字技术在检测残留物覆盖物方面的独特应用，而且还考虑了以下问题：（一）数字农业是否是整合，理解相互联系以及确定土壤质量，农艺生产，环境健康和气候动态之间来源的缺失环节？（二）技术差距是什么？

关键词：精度；数字制图；土壤质量；空间插值

Digital Technology Dilemma on Unlocking the Soil Quality Index Conundrum

Charles de Paul Obade, Vincent Gaya

Affiliation: BioResource and Agricultural Engineering Department, San Luis Obispo, CA, USA

Abstract: Knowledge of the interactions between soil systems, management practices, and climatic extremes are critical for prescription-based sustainable practices that reduce environmental pollution/footprints, disruption of food supply chains, food contamination, and thus improve socio-economic wellbeing. Soil quality status and dynamics under climate change present both a hazard which may not be remedied by simply adding chemicals or improved by crop varieties, and an opportunity (e.g., by indicating impact of a shift in land use) although the specifics remain debatable. This entry not only revisits the science of soil quality determination but also explicates on intricacies of monitoring using big data generated continuously and integrated using the “internet of things.” Indeed, relaying credible soil quality information especially for heterogeneous soils at field scale is constrained by challenges ranging from data artifacts and acquisition timing differences, vague baselines, validation challenges, scarcity of robust standard algorithms, and decision support tools. With the advent of digital technology, modern communication networks, and advancement in variable rate technologies (VRT), a new era has dawned for developing automated scalable and synthesized soil quality metrics. However, before digital technology becomes the routine tool for soil quality sensing and monitoring, there is need to understand the issues and concerns. This contribution not only exemplifies a unique application of digital technology to detect residue cover but also deliberates on the following questions: (1) is digital agriculture the missing link for integrating, understanding the interconnectivity, and ascertaining the provenance between soil quality, agronomic production, environmental health, and climate dynamics? and (2) what are the technological gaps?

Keywords: Accuracy; Digital mapping; Soil quality; Spatial interpolation

引言:

污染、山体滑坡、干旱和流行病(例如, COVID-19, 其中回收率假设与健康饮食相关, 因此与土壤质量相关, 因为具有最佳养分的土壤、水和空气产生健康的作物)造成的多重风险因人口激增、生活方式的改变和不适当的技术使用而加剧。例如, 迫切需要积极主动和有战略针对性的土地管理, 以缓解全球超过8.1亿人的食物不足。尽管技术革命备受期待, 但将可持续集约化的科学知识定义为优化单位土地投入的生产力, 减少水, 肥, 能源, 劳动力, 时间和更小的环境足迹, 通过最大限度地减少损失和提高土壤, 水和养分利用效率来实现, 仍然是具有挑战性的。这归因于(一)缺乏标准的土壤质量基线, 因为土壤是一种多功能介质, 在空间上是异质的, 并且随时间变化, 以及(二)缺乏通用的土壤质量指标, 使得土壤质量监测具有挑战性。此外, 极端气候等外源因素对土壤系统的影响仍然模糊不清。为简洁起见, 气候需要对大约30年的平均温度, 降水, 湿度, 风速, 辐射和云层覆盖进行预测, 但天气每天代表这些因素。极端气候对社会产生消极和积极的影响, 尽管消极因素最令人担忧。例如, 自1980年以来, 美利坚合众国(U.S.A)的气候灾害造成的损失已超过1.8万亿美元, 仅2012年的干旱就造成了超过300亿美元的农业损失。尽管如此, 全球20%(即 ≥ 1000 万人)的死亡归因于不利气候影响的后果, 如洪水和相关土壤和水传播疾病。研究了土壤质量, 社会经济, 环境成本和数字技术之间的联系, 这些技术与(一)评估被破坏财产的法规遵从性和恢复计划以及(二)制定科学知识以衡量社会经济安全网有关。

需要了解农业发展的技术影响以及相关的土壤质量影响。除了高效的发动机和农村电气化之外, 数字技术(这里称为“物联网”)提供的持续集成数据和信息共享计划的海啸共同支持农业领域的分区和监测, 为政策提供信息。“物联网”涉及使用传感器捕获的数据聚集, 使用机器学习软件进行扩展和合成为信息, 并通过互联网传播。由于土壤质量在空间上随深度、养分循环动态和浸出而变化, 但影响土壤功能和生态系统服务(即生境提供、生物调节、水质、病虫害控制、污染控制、生物量生产等), 因此对环境健康的土壤系统的全面理解对于指导有针对性的科学政策至关重要。政府机构用于监测大空间范围的自上而下方法, 而一般在局部或小区域范围内采用的自下而上方法则在很大程度上依赖于当地利益相关者的投入。

对最近农业技术奇迹的概述包括(i)自主机器人,

可以通过精准农业而不是传统的统一土壤管理来优化产量, 并用于除草;(ii)多光谱相机, 以收集有关土壤和作物健康的信息, 这些信息可以通过蜂窝设备即时传递;(iii)从无人驾驶飞行器(UAV)或无人机上运行的微型传感器, 以提供有助于查明不健康植被的红外(IR)图像。虽然垂直养殖场占用的空间较小, 有时在没有土壤的情况下实用, 但它们的障碍是过高的能源成本, 因为不断需要人造光, 特别是蓝光和红光来优化光合作用。在垂直农场中, 传感器可用于分析和复制内部气候, 这是一种适用于减少农业中二氧化碳排放的技术发展。研究人员通过在动物身上安装智能项圈来评估体重和肌肉发育, 监测了动物健康对土壤质量和代理植被健康的动态。同样, 使用三维(3D)摄像头跟踪家禽运动, 以分析行为和诊断问题。在水产养殖方面, 已经开发了人工池塘生态系统, 以减少土壤和水污染。这些池塘不产生废物, 因为细菌回收营养物质, 甚至产生电力。其他支持健康饮食同时保持环境质量的创新而谨慎的措施包括减少大量加工食品的消费, 这些食品产生的废物在未经区分的处置后成为污染物。

例如, 在具有高侵蚀或浸出潜力的土壤表面上施用过量的肥料, 会污染地表和地下水。虽然污水污泥会增加土壤有机质(SOM), 但其中含有的重金属是有毒的。过度耕作的土壤容易出现侵蚀、酸度和退化, 但矿物风化和浸出会增强土壤酸度, 从而通过(一)增加有毒元素(例如铝和锰)的浓度和(二)减少缓冲植物养分(例如Ca)根区的可用性而对土壤质量产生不利影响。或者, 由于 Na^+ , Cl^- , Mg^{2+} 和 SO_4^{2-} 离子的积累, 土壤盐度降低了生产力甚至破坏了基础设施, 这种情况在排水不良或地下水位上升的土壤中加剧。肥沃的土壤在支持生态系统服务方面发挥着关键作用, 例如养分循环、水净化、生境/生物多样性保护、生物量生产和气候调节; 因此, 生态系统服务可以作为土壤质量的代理指标。同样, 土壤有机碳(SOC)与土壤质量密不可分, 因为它支持生态系统服务。

土壤质量的测定(一)定性, 例如, 通过使用Munsell彩色图表进行视觉测试, 其中具有高有机质的较暗土壤被认为具有优越质量, 或(二)通过测量土壤物理, 化学和生物属性来定量。对于下游科学应用, 土壤属性可以合成为土壤质量指数(SQI)。虽然特定地点的土壤质量信息对于了解土壤系统或确定关键的可持续实践至关重要, 但适合所有生态区的通用SQI模型仍然难以捉摸, 部分原因是假设(例如, 假设森林土壤与耕作土壤相比质量较高), 引入了不确定性和不一致性。此

外, 战略性管理土壤质量问题的一个常见问题是缺乏实时传递的最新准确土壤质量信息。因此, 这种贡献的新颖之处在于, 它揭示了数字技术在测定和快速传播土壤质量动态信息方面的潜力。

使用传统的“野外行走”调查和实验室方法分析土壤质量可能是一项艰巨的任务, 即劳动, 时间和成本密集, 特别是对于在大面积区域收集的数据。此外, 通过铬酸盐氧化或“湿燃烧”方法在实验室中测定SOC不仅会释放有毒废物, 而且由于SOM的不完全氧化而产生不准确的数据, 而干燃烧法则昂贵且缓慢。或者, 点火失重法虽然价格实惠, 但并不可靠, 因为一些下落不明的矿物部分也在高温下分解。

遥感在盐度问题上的一些世界性应用实例包括: 利用中国杨高盆地的Kauth-Thomas (K-T) 变换从遥感数据中提取土壤盐度; 美国墨西哥湾某大型河口湖泊基于遥感的盐度预测模型; 绘制阿尔及利亚下切里夫平原环境背景下的盐度; 在南美洲案例研究中使用模糊逻辑、遥感和地理信息系统的盐度的时空变化; 华北河套灌区盐渍化动态分析; 评估印度比哈尔邦的地表和地下淹水灌溉区; 评估西澳大利亚州小麦带旱地盐度的空间范围; 在荷兰和匈牙利, 使用偏最小二乘回归 (PLSR) 和人工神经网络 (ANN) 两种建模工具对受盐影响的土壤反射光谱进行定量分析; 澳大利亚新南威尔士州半干旱地区盐度指数、归一化盐度指数和亮度指数等指标, 利用遥感、地理信息系统和地统计技术对土壤盐度进行空间预测的综合方法; 意大利威尼斯泻湖盐沼植被的高光谱遥感; 绘制墨西哥特斯科科湖土壤盐度图; 并预测南非葡萄园的土壤深度盐度趋势。

农业生态系统生产力与土壤质量动态的知识目前分散、参差不齐, 而且在很大程度上不一致, 这使得最终用户难以理解, 优先考虑支撑发展的战略, 甚至应用于政策制定。农业生态系统监测需要准确、可核查的基线信息, 这些信息决定了方法和与这项任务相当的技术专长。然而, 数字技术提供了最佳的实用选择; 然而, 要使这些技术扎根, 需要通过教育课程的转型来支持科学突破。在这个在线学习的时代, 创新实验室和现场实践应该被纳入科学和技术培训计划, 以培养具有实践经验的毕业生。也就是说, 建议“明智的技术使用”是合理的, 即创建和资助专注于数字农业的创新利基, 以产生高质量的科学研究并产生“有机”而不是“学术”知识分子。有机知识分子是批判性的思想家, 他们创造新的想法, 实现改善社会福祉的发明, 而学术知识分子则遵循现状。可持续解决方案应具有包容性, 涉及所有

利益相关者, 即政策制定者, 科学家和公众。在数字技术区分管理农业生态系统与非托管农业生态系统的假设下, 本文揭示了数字技术的原则, 机遇和局限性, 以传递综合土壤质量信息, 以加强扩展交付并为政策提供信息。

一、数字地图技术的机会

对可变速率技术 (RTT)、地理空间数据和通信工具的可达性增加, 为提出和回答过去由于资源限制和分散的举措而无法理解的新问题提供了新的机会。与此相关的是数字技术的创新机会, 以创建适用于所有生态区的可信的通用数字SQI。尽管数字技术正在通过实时生成产量图等方式彻底改变农业部门, 但土壤质量确定, 人类健康和疾病监测 (例如, COVID19与土壤质量相关, 土壤质量决定食物链中的养分摄入量, 从而决定人类健康和抗体), 环境保护, 收获计划, 现金流预算或保险收益, 以及这种转变的总体成本仍然模糊不清。

数字技术概念的基石是工具和信息系统的集成。例如, 地理信息系统 (GIS) 整合并叠加来自不同来源的数据集, 这些数据集经过统计分析, 以生成有关田间土壤和作物产量变异性的信息。具有地理配准土壤信息的数据库示例包括SOTER和WISE。GIS应用程序可以筛选出影响土壤质量动态的重要模型属性或驱动力, 并确定其优先级和排名。这些土壤质量属性的概述, 缩写为SCORPAN包括 (一) “s”代表某一点的土壤属性; (二) “c”表示某一点的气候特性; (三) “o”表示生物体; (四) 地形的“r”首字母缩写, 包括地形属性和类, 如坡度、坡向、坡向、面积、方向等; (五) p为母材, 包括岩性; (六) a是年龄或时间因素; (七) n表示空间或地理位置。除了对熟练分析师的要求外, GIS不是灵丹妙药, 当数据格式不一致时, GIS会产生不可靠的结果。此外, 为了清晰起见, GIS地图通常被推广; 因此, 某些测量值可能无法反映准确的地面位置, 例如, 为了显示目的, 点高度 (点要素) 被放大。

由于详细的信息可以立即以数字方式传递, 联合国认为数字技术在实现可持续发展目标的《世纪议程2》方面是可行的, 该目标侧重于消除饥饿。此外, 通过迅速传播信息和就诸如明智的水和化肥管理等不稳定问题作出决定, 可以改善治理。尽管如此, 综合系统还是提高了管理效率。

随着数字技术继续扎根, 不仅需要制定战略来应对新出现的挑战, 还需要最大限度地减少负面反馈和风险, 特别是在可能推高失业的技术效率方面。与向数字技术范式转变相关的担忧包括 (一) 关于数据操纵和安全的

争议和狂热；(二)过高的开发和运营成本，在连接不同的技术系统时可能会损坏设备，所有这些技术系统都在迅速发展；(三)间谍软件或恶意软件造成的故意或无意事故；(四)转变信仰、态度和培训使用者；(五)数据所有权，隐私问题和潜在的犯罪数据滥用。

二、数字系统和机器学习

传统上，传统的“野外行走”调查和摄影测量被用于制图，从而生成过时的信息。“物联网”的出现，整合了现场、全球导航卫星系统(GNSS)位置数据、遥感数据和从互联网收集的实时信息，重新燃起了对实时修订和传播综合地理配准信息的兴趣。

三、采样和合成

在统计上证明新模型或技术可以合成并精确集中现实场景的情况下，传统方法将被取代。重要的环境属性可以根据稳健的可重复实验设计进行筛选和排名。从理论上讲，抽样根据数据子集或观察来预测未采样位置的值，以统计方式估计整个数据集的特征。从实际的角度来看，多功能采样框架可最大限度地降低分析成本和时间，提高实验的精度和可重复性。通常应用的抽样设计包括简单随机抽样、分层随机抽样或系统随机抽样。简单的随机抽样被认为是一种参考方法，随机选择校准点，而不考虑地理位置。虽然简单的随机抽样是一种相对简单的方法，但某些参数可能会被省略，或者样本中会出现较大的数据间隙。相反，分层方法生成一组均质化样本组，精确估计所选辅助变量的多维分布。对于指标的可复制性，需要具有最低误差的无偏估计值。

四、数据挖掘和预测分析

支持决策的未来主义模型利用机器学习、数据挖掘和规则归纳算法来破译预测变量和响应变量之间的复杂层次结构关系。这些包括非参数但简洁的方法，例如人工神经网络(ANN)，支持向量机(SVM)，主成分分析(PCA)，偏最小二乘回归(PLSR)，遗传算法(GA)和决策树技术。常用的决策树(一)处理非参数数据，(二)对非线性很健壮，对缺失数据或异常值不敏感，以及(三)可以利用数值，序数，二进制和分类数据。决策树由叶节点和分支组成，每个节点表示一个条件语句，在分类树和回归树下进行分区。分类树生成分类结果，而回归树提供连续数值结果。随机森林(RF)是分类和回归树算法(CART)的修改集合，通过迭代自举采样将“随机性”纳入其预测中，并且不易受到过度拟合的影响。相比之下，“装袋”聚合了许多树的结果，而boosting在为下一次迭代采样数据时会考虑以前分类器步骤的错误。

五、地统计分析和可视化

地统计方法使用在邻近位置进行的观测来预测未知点位置，该定律基于Tobler定律，该定律指出近端观测或测量是相似的(Tobler 1970)。示例包括局部空间平均、反距离称重和克里金法。局部空间平均值根据相邻值的平均值计算未采样位置的值；问题是定义这个当地社区。相比之下，反距离加权将未采样位置的值计算为相邻值的加权平均值，权重从预测位置线性递减，这里的问题是当距离接近零时如何预测？在克里金法中，线性模型由普通最小二乘法拟合，然后估计残差的变异函数。另一方面，协同克里金法是一种多变量修改，它将稀疏测量的主变量(或目标变量)与被视为次要变量(例如遥感数据)的更密集的辅助数据集相结合，以提高准确性。地统计方法支持插值、光谱、空间和时间分析，有助于可视化和下游科学应用。但是，问题仍然存在，例如在扩展过程中数据差距引起的不确定性，以及对密集点数据集的要求。在这里，缩放是指(一)现象的时空分辨率或(二)在纸上表示并计算为地图上的距离与地面上等效距离的比率的地球表面的尺寸。比例决定了(一)可从地图中提取的地理信息细节水平，以及(二)审计环境计划的框架，这些框架可以遵循“自上而下”或“自下而上”的方法。

六、数字农业中的遥感

数据可用性、计算能力和遥感技术进步的提高为系统监测田内土壤质量动态提供了独特的机会。遥感技术即使在无法进入的位置也能提供空间连续的数据，并根据反射(例如，可见光和近红外)、发射(例如，热红外线的亮度温度)和反向散射(例如微波)电磁波中的独特能量差异来区分物体。由于土壤是一种空间异质的多功能介质，因此使用近端传感器在现场和实验室中感测土壤质量数据，然后收集信息并进行放大或缩小。

可见光(Vis)(400-780 nm)，近红外反射率(NIR)(780-2500 nm)，短波红外(SWIR)和热波段是单波段光谱可转换为带比或指数，以增强信号并最大限度地减少土壤背景噪声和太阳辐照度。为了提取信息或开发土壤质量诊断工具，可以将指数与实验室测量的土壤特性相结合。基于光学的反射光谱已被用于估计阳离子交换能力(CEC)，速效水含量(AWC)，土壤有机碳(SOC)，碱饱和度，pH值，可交换碱和可提取磷，粘土含量，可提取铁，总元素，如Ca，Mg，Fe，Mn，K和Cu，以及土壤和植物健康。安装在车辆上的电磁感应仪器提供土壤矿物学、盐分、水分和质地的空间参考电导率估计值。Dematte等人发现Landsat光谱反射率数据与

土壤纹理, OC 和 CEC 之间存在高度相关性。

虽然远程传感器是非破坏性的、快速的、精确的且相对便宜的, 但对于在大空间范围内采集数据, 它们只测量替代变量, 因此需要数据集成、分析和目视检查来收集有关感知数据的信息。此外, 光学远程传感器仅从土壤表面的顶部几毫米 (mm) 获取信息, 并且会因表面粗糙度和水分等噪声而失真。有关传感器规格、数字处理以及几何和辐射校正的各种细节与这项工作正交的, 但可以在线访问或从以下参考资料访问。

生成准确可靠的遥感产品需要 (一) 融合和镶嵌以消除暴露差异并允许比例灵活性, 以及 (二) 分类算法以映射均匀属性, 例如, 无监督算法完全从没有先验知识或训练数据集的算法生成地图, 或基于使用已知采样的地面实况数据的训练模型的监督分类。其他特征选择和可分离性算法 (如光谱混合分析 (SMA)) 将不同的对象分开。SMA 根据每个纯类或端成员的比例覆盖分解像素内的光谱, 从而提高地图产品的清晰度。然而, 绘制土壤特征图需要穿透障碍物 (例如, 土壤深度、植被覆盖物或铺砌表面) 的传感器信号, 或间接预测土壤特性的算法。然而, 详细土壤测绘的光谱、空间和时间特性很难确定。然而, 由于土壤空间异质性, SMA 有望在不干扰土壤或景观的情况下生成土壤质量图。

遥感应用中需要解决的问题包括: (一) 安装在卫星平台上的光学传感器中因云层覆盖而缺少数据, (二) 由邻接效应、地形和太阳角度变化、视角、大气散射和吸收引起的混合信号, (三) 长期数据集的稀缺性, 或数据的时间相关性 (即采样频率和重访时间), (四) 在土壤质量测绘的情况下, 建筑物或植被的信号阻碍, 尽管土壤湿度或温度, 植被类型和健康状况的变化可以作为土壤质量的代理指标。使用卫星影像进行时间序列分析虽然对监视很有用, 但同样会遇到挑战, 例如来自云遮蔽像素或阴影像素的数据间隙。这些缺点可以通过使用归一化算法来最小化, 该算法筛选出并合并伪不变, 即地面和影像上时间不变的特征。

七、种踏板转印功能

虽然数字技术同时处理大数据, 但密集采集现场数据、实验室测试以及验证所需的分析可能非常昂贵。在特定土壤特性数据不可用或测量成本高昂的情况下, 可以使用透转函数 (PTF) 预测这些特性。关于 PTF 的文件提供代理值: (一) 预测磷 (P) 的吸附和固定; (二) 估计堆积密度、粒径和土壤有机碳; (三) 估计特定地形、地理位置和类地平线的土壤保水性。

PTF 中常用的多元模型包括线性回归, 广义线性模

型 (GLIM), 广义加法模型 (GAM), 神经网络 (NN), 支持向量机 (SVM), 决策树 (即分类, 回归树和随机森林)。否则, 线性回归虽然经常使用, 但由于与土壤异质性相关的多重共线性问题以及众多土壤性质响应与预测变量之间的非线性关系, 因此对土壤质量指标的合成无效。考虑到这一点, 更少的参数或“最小数据集选择”, 这是通过使用非线性机器学习方法 (如 NN, 遗传算法, 随机森林, 多元自适应回归样条和主成分分析 (PCA)) 进行数据聚合和/或减少的壮举。PCA 通过将每个数据点投影到变量的线性组合上, 从原始数据集生成新的重要变量或分量。然而, 当数据集包含高百分比的缺失值时, PCA 可能不精确, 而模拟相互连接的生物节点或神经元的 NN 是复杂的黑匣子, 因此难以破译信息的含义。SVM 在由线性、径向、Sigmoid 或多项式核函数分隔的无限维空间中构造超平面集。由于 PTF 适用于填补数据空白, 因此它们是插值时空 SQI 变异性的关键解决方案。然而, 不完美的模型在假设下运行, 因此应该谨慎解释。其他考虑因素包括通过验证土壤生物群 (例如呼吸, 蚯蚓密度, 微生物生物量等) 等指标来确定 SQI 的可信度, 这些指标不仅对环境梯度敏感, 而且在土壤功能中起着核心作用。

八、土壤质量指数 (SQI) 解读

此索引框架固有的灵活性允许用户选择适当的特定于站点的评分函数和可接受的范围。在土壤顺序中, 评分的灵活性, 特别是 x 轴范围, 是至关重要的。这方面的一个极端例子是基于 Ultisol (高度风化, 低有机质 (OM) 土壤) 和 Mollisol (在草原下形成的高 OM 土壤) 之间固有差异的评分比较: OM 为 2% 的 Mollisol 可能高度降解, 应该获得低分, 而 OM 为 2% 的 Ultisol 可能在其容量的高端发挥作用, 并且应该给予高分。Hussain 等人表明, 指数评分可以有效地适应不同的土壤和地区。评分的另一种灵活性可能由场地条件或管理目标决定。例如, 在已知被基岩覆盖的地点, 高水平土壤 NO_3 的评分可能会降低, 因为在这种孤立的情况下, 地下水污染的威胁很小。相反, 在一个地下水位非常浅的地区, 得分可能包括对高 NO_3 水平的更大惩罚。然而, 如果这种方法被用于监管用途, 这种灵活性可能会被滥用, 因为它允许对环境问题进行不必要的贬值。

九、评估信息有效性

解释信息时的一个关键挑战是量化其货币性, 准确性和解释力。对于空间上不均匀的土壤特性尤其如此。任何测量都容易出错, 这让人回想起关于数字技术信息是否可信以实施最佳管理土壤质量实践的辩论。否则,

从技术角度来看, 回归模型评估预测值和实际值之间的“f 优度”, 并使用相关性分析或决定系数 (R²) 量化模型解释的数据中的信息比例。通常, 数据被分成校准和验证集, 例如, 以 3: 1 的比例比例, 以统计量化不确定性。模型“f”使用 R²、平均误差 (ME) 和均方根误差 (RMSE) 进行量化, 其中 R²、RMSE 或 ME 较高, 表明预测变量与实际原位数据之间的相关性更高。类似地, 皮尔逊相关系数“r”的值范围从 -1 到 +1, 正“r”值表示正关联, 1.0 为最大值, 而 0 表示变量之间没有关联。通过误差矩阵或列联表评估遥感信息的准确性, 该表将正确分类的像素 (矩阵中像素的对角线数之和) 与分类像素总数的比率进行比较, 而 Kappa Index 则评估特定像素的机会分类概率。

结论

这一贡献概述了围绕采用数字技术作为决策支持工具的问题, 以明智地管理和优化农艺投入, 同时减少环境足迹。虽然数字技术是一门不断发展的科学, 但它创造了机会, 可以查明潜在的关注领域, 进行实验和开发新的客观指标, 这些指标不仅可以为旨在提高净生物群落生产力, 水和养分利用效率的战略提供科学信息, 还可以为评估土地使用实践的环境合规性提供跟踪机制。挑战仍然是即时传递可信的科学信息, 并以最终用户可以理解的格式传递。对于农业应用, SQI 信息应全面而清晰, 抽象最少。然而, 由于缺乏通用的 SQI, SQI 指标应谨慎地解释当地的隐性和专业知识, 以避免做出错误的假设或结论。与 SQIs 相关的其他研究前景包括 (一) 量化农业系统的环境足迹 和 气候变化趋势; (二) 评估维持生态系统服务的自然生境阈值; (三) 量化 SQI 测绘数字技术投资的附加值。

参考文献:

[1] Fleming A, Jakku E, Lim-Camacho L, et al. Is big data for big farming or for everyone? Perceptions in the Australian grains industry. *Agron Sustain Dev* 2018; 38(3): 24.
[2] Gleick PH, Palaniappan M. Peak water limits to

freshwater withdrawal and use. *Proc Natl Acad Sci* 2010; 107(25): 11155 - 11162

[3] Goovaerts P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives. *Geoderma* 1999; 89(1 - 2): 1 - 45.

[4] Grunwald S. Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and modelling approaches. *Geoderma* 2009; 152(3 - 4): 195 - 207

[5] Guo LB, Giford RM. Soil carbon stocks and land use change: a meta-analysis. *Glob Change Biol* 2000; 8: 345 - 360

[6] Haji Gholizadeh M, Melesse AM, Reddi L. Spaceborne and airborne sensors in water quality assessment. *Int J Remote Sens* 2016; 37(14): 3143 - 3180

[7] Hartemink AE. Soils are back on the global agenda. *Soil Use Manag* 2008; 24(4): 327 - 330.

[8] Liu X, Guo Y, Wang QL, et al. Assessment and mapping of soil nitrogen using Visible-Near-Infrared (Vis-NIR) spectra. In: *International Symposium on Photoelectronic Detection and Imaging 2013: Imaging Spectrometer Technologies and Applications*, (Eds.) L. Zhang, J. Yang, Vol. 8910

[9] Manandhar R, Odeh IOA. Interrelationships of land use/cover change and topography with soil acidity and salinity as indicators of land degradation. *Land* 2014; 3(1): 282

[10] Mattikalli NM, Richards K. Estimation of surface water quality changes in response to land use change: application of the export coefficient model using remote sensing and geographical information system. *J Environ Manage* 1996; 48(3): 263 - 282.

[11] Wyckhuys KAG, Bentley JW, Lie R, et al. Maximizing farm-level uptake and diffusion of biological control innovations in today's digital era. *Biocontrol* 2018; 63(1): 133 - 148.

[12] Yemefack M, Jetten VG, Rossiter DG. Developing a minimum data set for characterizing soil dynamics in shifting cultivation systems. *Soil Tillage Res* 2006; 86(1): 84 - 98.