

参数敏感性分析在遥感及生态水文模型中的研究进展

马瀚青^{1,2}, 张琨³, 马春锋¹, 吴小丹⁴, 王琛⁵, 郑艺⁶, 朱高峰⁴,

袁文平⁶, 李新^{3,7}

1. 中国科学院西北生态环境资源研究院, 甘肃 兰州 730000;
2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 中国科学院青藏高原研究所, 北京 100101;
4. 兰州大学 资源环境学院, 甘肃 兰州, 730000;
5. 中国科学院华南植物园, 广东 广州 510650;
6. 中山大学 大气科学学院, 广东 广州 510275;
7. 中国科学院青藏高原地球科学卓越创新中心, 北京 100101

摘要: 参数敏感性分析 (Sensitivity Analysis, SA) 是遥感、生态和水文模型不确定性分析 (Uncertainty Analysis, UA) 的重要方法之一。本文梳理了遥感散射/辐射模型, 以及遥感驱动的生态、水文模型研究中常用的敏感性分析方法, 并总结了各类方法的优缺点和适用条件。从识别关键参数、不确定性分析和参数优化三个方面, 分析了这些领域中参数敏感性分析研究的进展和存在问题, 并介绍了最常用的敏感性分析平台。参数敏感性分析作为模型参数优化的先验知识之一, 促进了模型和参数的优化。在不确定性和敏感性矩阵 (Uncertainty and Sensitivity Matrix, USM) 的框架下, 结合全局敏感性分析方法开展多阶段遥感反演、参数敏感性的尺度效应、参数敏感性的时空异质性研究更加需要关注。此外, 还需要提高敏感性分析的计算效率和模式, 来适应未来更加复杂的模型和迅速增长的数据量。

关键词: 遥感; 参数敏感性分析; 参数优化; 不确定性分析

1. 引言

收稿日期: 2019-03-20 修回日期: 2020-08-16

基金项目: 国家自然科学基金项“黑河流域水-生态-经济系统的集成模拟与预测”(编号: 91425303), 中国科学院交叉创新团队“水文数据同化交叉团队”(编号: XXH13505-06)资助。

作者简介: 马瀚青(1985-), 男, 甘肃临夏人, 博士研究生, 主要从事生态遥感与参数优化研究。
E-mail: mahq@lzb.ac.cn.

通信作者: 李 新(1969-), 男, 甘肃酒泉人, 研究员, 主要从事陆面数据同化、遥感和水文水资源研究。
E-mail: lixin@lzb.ac.cn.

陆地表层系统具有高度异质性，是一个复杂的巨系统 (钱学森, 1991)，地球系统观测和模拟是认识陆地表层最基本的方法，不确定性问题是认识陆地表层系统的最大挑战之一(李新, 2013)。无论是陆地表层观测系统中的遥感模型，还是陆面过程或生态水文的动力系统模型，其参数都具有不同量级的不确定性，并对模型输出产生很大的影响。为了减少参数引起的不确定性，一种有效的方法就是引入参数敏感性分析。参数敏感性分析是指通过调整输入参数，来观察参数变化对模型输出的影响程度。参数敏感性和不确定性分析在数学方法上非常相似，1997 年，李小文先生就提出了参数不确定性和敏感性矩阵 (Uncertainty and Sensitivity Matrix, USM) 的框架(李小文等, 1997)，并在此基础上建立了多阶段目标决策反演策略。将参数的敏感性、参数间关系认为是“软边界”，当成一种先验的知识加以积累来解决遥感反演中的难题(秦军等, 2005)。

无论是遥感模型还是生态水文过程模型，都是一种对地学对象的概化，除了模型结构以及求解方程所需的数值方法本身存在的误差，模型中参数的值往往并不确定，需要针对不同的应用环境重新进行参数估计，而当参数在某些范围内发生变化时，则会进一步影响模拟结果的不确定性(Saltelli 等, 2010)。通常情况下，在一个相对复杂的模型中，准确地估计所有参数几乎是不可能的 (Huisman 等, 2010)。通过参数敏感性分析识别关键参数，为下一步的参数优化、多阶段目标反演做好准备，最终可以控制参数引起的不确定性。不仅如此，参数敏感性分析可以帮助理解模型结构等关键信息，作为提高模型理解和使用的一个重要步骤(Ratto 等, 2001)。

早期的模拟退火算法、遗传算法、以及基于贝叶斯框架的多种参数优化算法在一定程度上解决了参数定标的问题(Guerif 和 Duke, 2000; Li 等, 2004; Xu 等, 2006; Zobitz 等, 2011)。然而对于复杂模型，会出现模型参数估计难以收敛、或估计值局部最优等问题。此外，对于大多数模型，真正决定模型轨迹的参数只是众多参数中的很小一部分（即敏感参数）。因此，参数敏感性分析旨在确定主导模型行为的关键参数，减少参数引起的不确定性，从而达到优化模型的目的(Castaings 等, 2009; Francos 等, 2003; Haxeltine 和 Prentice, 1996)。

近年来，参数敏感性分析已经成为模型优化和适用性分析的常用方法。参数敏感性分析可以用来识别重要参数、参数不确定性分析、以及参数优化研究，成

为提高模型性能的重要手段(Francos 等, 2003; Frey 和 Patil, 2002; Helton 等, 2005; Makowski 等, 2006; Xu 等, 2004)。在遥感模型(本文指辐射传输模型、微波散射/辐射模型等)和生态水文模型中, 大多数参数一般是不可测的, 获得参数的过程也较为困难(Ma 等, 2017a; Makowski 等, 2006)。尽管一些参数可以通过相关文献获得(Hsiao 等, 2009; Niu 等, 2009), 但模型更换研究区或尺度后, 由于受到环境、地物类型等多种因素的影响, 参数的取值会出现偏差(Confalonieri 等, 2010a; Confalonieri 等, 2010b; Xiao 等, 2014; Zhang 等, 2017b)。因此, 在驱动模型之前, 对参数进行敏感性分析和不确定性分析, 进而对参数标定和改进模型性能具有重要意义(Guerif 和 Duke, 2000; Zhu 等, 2011)。

遥感建模早期, 参数敏感性分析就是遥感建模和反演工作的重要内容之一, 但是研究条件的限制, 很多现有的敏感性分析工具应用非常有限; 另外, 参数敏感分析方法也在不断发展, 多种敏感性分析方法应用的程度、范围和存在的问题还需要进一步深入讨论。因此, 本文梳理了在遥感模型、反演, 以及遥感数据驱动的生态、水文模型研究中常用的敏感性分析方法, 总结了各方法的优缺点和适用条件。从识别关键参数、不确定性分析和参数优化三个方面, 详细阐述敏感性分析方法在相关领域中的应用现状和发展趋势, 从模型参数不确定性的角度, 总结模型参数敏感性分析的研究现状和关键问题, 探讨敏感性分析研究的潜力和发展趋势。

2. 参数敏感性分析方法与适用性

2.1. 参数敏感性分析的主要方法

参数敏感性分析方法一般分为局部敏感性分析方法(Local sensitivity analysis, LSA)与全局敏感性方法(Global sensitivity analysis, GSA)(Saltelli A, 2000), 二者的区别在于全局敏感性分析能够同时考虑多个参数对模型输出的影响和参数间的相互作用对模型的影响。参数敏感性分析方法从数学机理分为基于方差、基于统计、基于图解的敏感性分析方法(Frey, H C, 2002), 根据这些算法原理, 相应开发的敏感性分析方法主要有: Morris、DGSM、Sobol'、傅里叶幅度敏感性检验(Fourier Amplitude Sensitivity Test, FAST)、扩展 FAST(Extend FAST, EFAST)等算法, 具体特点和适用性见表 1 所示。

表 1 主要敏感性分析方法和其特点

Table 1 The classical sensitivity analysis methods and their characteristics

类型	算法	特点	文献
局部敏感性分析方法 (LSA)	OAT (one-fact-at-a-time) 方法	计算简单的定性分析方法, 运算代价低, 不适用于非线性模型, 有可能出现偏差	van Griensven 等, 2006
	NRSA(nominal range sensitivity analysis) 方法	通过对参数的变化来定量分析对模型结果的影响, 适用性很弱, 不适用于非线性复杂模型	Frey and Patil, 2002
全局敏感性分析方法 (GSA)	Morris 筛选法	经典的筛选法, 基于均值和标准差定性分析方法, 适用于筛选敏感参数, 简单有效, 参数众多时可用来筛选识别重要参数。缺点是无法定量化敏感度, 有时还会出现误判	Morris, 1991
	GLUE (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) 方法	基于最大似然估计并通过随机采样来获得似然函数值。经常用来定量分析敏感性和不确定性。因为是确定参数是概率分布, 适合于复杂模型	Beven 和 Binley, 1992
	DGSM (Derivative based global sensitivity measures) 方法	简单的定性全局敏感性分析方法, 计算成本低, 快速稳定, 不适用非线性模型, 可用来筛选模型关键参数	Sobol' 和 Kucherenko, 2009
	Delta Test (DT) 方法	计算成本低, 快速稳定。作为定性分析方法, 仅适用于筛选关键参数	Pi 和 Peterson, 1994
	Sobol' 方法	是基于方差的定量全局敏感性方法的经典算法。能够准确量化模型的参数总敏感性和主要敏感性, 方便应用于高维模型, 是定量全局敏感性方法的经典算法。其缺点是计算代价高	Sobol', 1993
	FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test) 方法	基于方差能定量计算出总敏感度指数, 计算效率高, 但无法获得参数间交互作用的敏感性	Saltelli 等, 2010; Sobol', 1993, 2001
	EFAST (Extended Fourier Amplitude Sensitivity Test) 方法	结合了 Sobol' 算法的能够计算参数间交互作用和 FAST 算法的高效能采样, 是目前最常用的定量全局敏感性方法, 其缺点是计算代价较高	Saltelli 等, 1999
	RF (Random Forest) 方法	结合了随机森林的算法进行敏感性分析, 简化了分析过程, 其结果具有一定的物理意义, 因而可以用观测数据验证	Wang 等, 2019

开展敏感性分析方法的比较研究, 可以加深对敏感性方法适用性的认知, 有

助于帮助科研人员选择合适的敏感性分析方法。Ratto 等 (2007) 将 Morris 方法与多因子平滑法(Multiple Predictor Smoothing Approach, MPSA)相结合, 对参数敏感性指标进行了系统评估; Tang 等(2007)用 4 种不同的敏感性分析方法对集总式水文模型 (Lumped Hydrologic Models) 的参数敏感性程度进行了定量评估, 发现局部敏感性分析方法与全局敏感性方法相比存在显著的差异, 认为 Sobol' 方法是最稳健、方差分解最为详细的全局敏感性分析方法。Yang 等(2011)针对 HYMOD 流域水文模型, 通过比较 5 种不同的敏感性分析方法, 发现 Sobol' 方法在量化敏感性指数和参数敏感性排序方面表现最为稳健, 而 Morris 方法能以高效筛选重要参数。Nossent 等 (2011)以纳什系数 NSE 为目标函数, 定量评估了 SWAT(Soil and Water Assessment Tool)模型中参数的一阶和总敏感性指数, 确定了模型中最敏感的 9 个参数, 同时也验证了 Sobol' 方法在流域水文模型应用中的可靠性。Vanrolleghem 等(2015)对城市暴雨排水模型中常用的 3 种 GSA 方法 (SRC、EFAST 和 Morris) 进行了收敛性分析, 并对这三种方法的特点、适用性和可靠性进行了讨论。其中, EFAST 与 SRC 方法的敏感性指标收敛速度较快, 而 Morris 与 EFAST 方法在关键参数识别方面具有更高的一致性。根据以上研究, Sobol' 和 EFAST 方法是最为可靠、稳定的全局敏感性方法。

由于模型复杂性的问题, 全局敏感性方法高昂的计算代价也在一定程度上限制了应用在大型模型中的能力。有效地解决这个问题需要多方面展开工作, 一方面, 要深入分析影响敏感性分析的深层机理。在不同参数维度的 HYMOD、SWAT 和 HBV(Hydrologiska Fyrans Vattenbalans model)水文模型中, 影响敏感性分析收敛性的两个关键因素是样本量的选择与不敏感输入因素的阈值。还发现并非所有敏感性指标的值都要达到完全收敛, 事实上在完全收敛之前, 参数的敏感性程度就已经完成排序 (Sarrazin 等, 2016)。另一方面, 结合云计算等新技术提高运算效率。为了解决高维度模型敏感性分析的效率问题, Sheikholeslami 等(2019)提出了一种新的基于 Bootstrap 的分组策略, 使全局敏感性分析方法能够高效地应用于高维水文模型。

2.2. 参数敏感性方法适用性

参数敏感性分析方法众多, 选择适合的方法非常关键。一般来说, 需要根据

分析的模型和参数复杂性来选择。一般情况下选择常用的全局敏感性方法，如 Sobol' 和 EFAST 等。对于结构复杂的模型，可以先使用代理模型来简化模型计算，然后再进行敏感性分析。SDPSobol' 和 RSMSobol' 是“代理模型+Sobol'”的经典方法组合(Ratto 等, 2012; Murthy 和 Chinnam, 2009; Song 等, 2012; 孔凡哲等, 2011)。将代理模型引入参数敏感性分析，可以大大提高时间效率，将原来耗时一个多月的分析过程提高到几分钟内完成 (Verrelst 等, 2016; 2019)。此外，针对参数量大的问题，可以使用“先识别、再定量”的敏感性分析方案，即先通过筛选法等定性方法筛选敏感参数，再用定量方法来确定其具体敏感指数。如 Sun 等(2012)在一种水质模型中分别对比分析了传统 OAT 方法、Morris 以及 RSA 方法的适用性，发现不同的参数敏感性分析方法可以配合使用。对于参数众多的模型而言，可以首先通过局部敏感性分析方法筛选出重要参数，再通过全局方法对参数敏感性指数进行定量分析。例如，Francos 等(2003)利用 Morris 方法来筛选关键参数，再利用 FAST 方法来完成定量敏感性分析。

敏感性分析的初始设置也会对分析结果的产生影响。早在 2007 年，黄华国(2007)就发现输入参数的取值范围和概率密度分布函数对敏感性分析结果有影响。Wang 等(2013)比较了的参数取值范围、不同生长季对生长模型参数敏感性的影响；Ma 等(2015)也分析了不同的参数初始分布对参数敏感性的影响，发现参数分布对敏感性指数的结果影响甚微。Tan 等(2017)建议当不能确定参数取值范围时，加入 30%的扰动是较为合适的取值范围。所以，在开展参数敏感性分析之前，要对其参数的取值范围、参数分布等方面，要有先验认识和合理的参数初始设置。

3. 参数敏感性分析应用

参数敏感性分析的最主要的作用是识别关键参数、结合参数估计和不确定性分析。本节从这三个角度，介绍敏感性分析方法在遥感模型和遥感驱动的生态水文模型中的应用，以及最常用的敏感性分析平台。

3.1. 遥感模型参数敏感性分析

3.1.1 光学遥感模型参数敏感性分析

李小文先生很早就提出了 SUM 框架(李小文等, 1997), 并在此基础上建立了多阶段目标反演策略, 其思路通过敏感性分析先确定敏感参数并对其进行优先反演, 然后在此基础上再反演其他参数。由于当时缺乏敏感性分析工具, 敏感性分析和计算相对简单。然而, SUM 研究框架对于定量遥感研究具有重要意义, 它将参数的敏感性和不确定性作为先验知识, 融入到遥感模拟和多阶段反演中。

遥感反射率模型在定量遥感研究中处于关键位置。姚延娟等(2008)通过对冠层反射率模型的敏感性分析, 发现影响参数反演精度的因素包括参数的个数、每个参数的敏感性及参数敏感性之间的相关性。Qi 等(2009)以冬小麦返青期、拔节期、孕穗期和抽穗期不同时期, 分析了 PROSAIL 辐射传输模型中, 针对叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)的敏感参数, 发现冠层光谱对 LAI 的敏感性有明显变化, 植被指数对 LAI 的敏感性则相对稳定。周洪奎(2013)结合 HJ-1CCD 数据和 PROSAIL 模型对夏玉米叶面积指数进行估算, 分析了参数与波长的敏感性分析的关系, 以及模型参数在不同 LAI 下的敏感性指数变化。王李娟和牛铮(2014)利用 EFAST 方法分析了 PROSAIL 模型中敏感参数, 发现在红光波段, 敏感参数依次为 Cab(Chlorophyll a/b)、Ns、Hspot (Hot spot)和 LAI。Mousivand(2014)对 SLC-MODTRAN 模型中的大气顶辐射和地表反射率输入参数进行了敏感性分析, 发现在 23 个输入参数中, 树冠覆盖率、LAI、叶片倾斜度和土壤水分是辐射强度(400~2500 nm)最敏感的参数。这不仅有助于理解植被的二向性反射规律, 还能进而作为反演植被参数的先验知识。白冬妮(2017)对 BRDF 模型中各向不同天空光比例下, 各向异性平面指数(Anisotropic Flat Index, AFX)的参数敏感性分析中, 发现在红波段和近红外波段的敏感参数是不同的。在红波段, AFX 的敏感参数是上、下层 LAI、上层 Cab 以及上层叶倾角分布, 而在近红外波段, AFX 的敏感参数仅仅是上、下层 LAI。Verrelst 等(2019)则更加关注在遥感模型中, 从植物性状到大气状况, 哪些参数起到更为关键的因素。为此, 他是对 MODTRAN5 模型进行全局敏感性分析, 由于模型的复杂程度, 引入了高斯过程回归(Gaussian Process Regression, GPR)代理模型。分析结果发现植被参数(叶片叶绿素浓度、叶片含水量和 LAI)比大气参数更加敏感且处于主导地位, 并将该结果应用到 Sentinel 系列产品的进一步研发中。Dong 等(2016)利用 EFAST 方法分析叶片-冠层-大气反射率(PROSPECT-SAIL-MODTRAN4)耦合模型中, 大

气环境、植被冠层结构与植物性状参数对光合有效辐射吸收比例 (Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation, FPAR)的参数敏感性,综合分析生长期 FPAR 受各影响因素的动态变化。分析结果表明:在冠层结构参数上, LAI 和 ALA(Average leaf angle)是 FPAR 最敏感的参数,生长初期冠层背景参数的敏感性较高,当 LAI 增加时,对 FPAR 的敏感性变化表现各异;叶片 Cab 作为 FPAR 的最敏感的生理参数,随着植被覆盖度的增加而逐步增强;大气环境参数中,太阳高度角影响 FPAR 日变化的重要参数,同时也明显地影响到散射 FPAR 的变化。此外,水生植物的冠层反射率模型的参数敏感性还会受到水深程度和植被的疏密程度影响 (Zhou 等, 2018)。

参数的敏感性在不同的尺度上具有差异性。肖艳芳(2015)采用 EFAST 全局敏感性方法,定量分析了 PROSAIL 辐射传输模型中尺度效应和冠层疏密程度对参数敏感性的影响,发现在叶片尺度、冠层尺度和像元尺度下,植被理化参数对植被反射率的敏感性是有区别的。叶片尺度上,叶绿素含量、含水量和叶片结构参数最为敏感;冠层尺度上,当 LAI 较低时,其 LAI 为最敏感参数,当 LAI 较高时,叶绿素、干物质和含水量则为敏感参数;像元尺度上,像元内植被面积百分比是影响像元反射率变化的最敏感指数。白冬妮 (2017) 发现在 BRDF 中,参数敏感性在冠层尺度上要强于叶片尺度。Morcillo-Pallarés 等 (2019) 针对 Landsat 8、MODIS、Sentinel-2 和 Sentinel-3 共 4 种不同遥感数据,分析 PROSAIL 和 INFORM 辐射传输模型中对植被指数的参数敏感性。发现叶片叶绿素浓度、含水量和 LAI 对所有遥感指数都具有很好的敏感性,但不同的尺度和数据源之间略有差异。此外,也有研究关注不敏感参数在冠层反射率模型中的作用,有助于拓展模型的应用范围 (全兴文, 2017)。

随着太阳诱导叶绿素荧光 (Sun-Induced Chlorophyll Fluorescence, SIF) 遥感的发展,遥感荧光模型的参数问题也是关键科学问题之一。Verrelst 等(2015)对 SCOPE (Soil-Canopy Observation Photosynthesis and Energy) 荧光模型的参数敏感性分析发现,叶片叶绿素含量(Cab)、叶片倾斜度和 LAI 对于 SIF 是最敏感的 3 个参数,其敏感性指数占了总和的 77.9%。最大羧化速率 ($V_{c,max}$) 也是敏感参数,并且在红光波段和近红外波段,其敏感性变化很大。Prikaziuk (2019) 采用 Sobol' 算法分析 SCOPE-6S 耦合模型中模拟地表温度(Land surface temperature,

LST)时的参数敏感性,以此来推进 SCOPE 模型与 Sentinel-3 上的 OLCI 与 SLSTR 数据之间的结合。这些敏感性分析结果,促进了 SCOPE 模型的发展和应用。

3.1.2 微波遥感模型参数敏感性分析

参数敏感性分析方法也促进了微波散射/辐射模型发展和使用。L-MEB (L-band Microwave Emission of The Biosphere) 是兼顾土壤和植被的辐射传输过程的模型,对其敏感性分析发现,地表土壤水分、土壤粗糙度、植被光学厚度和有效地表温度是对于微波亮温最为敏感的 4 个参数(Li 等, 2015; Wang 等, 2016)。微波发射模型中 f_b (b -factor) 在土壤润湿条件下和高植被条件下敏感性是发生变化的,而且 f_b 的敏感性要强于植被含水量和地面粗糙度(Seo 等, 2010)。Ma 等(2015)最早开展了微波散射/辐射模型敏感性分析工作。研究以高级积分方程模型(Advanced Integral Equation Model, AIEM)为基础,采用 EFAST 分析了地表参数对微波发射率和亮温的敏感性,并进行了对比分析。结果发现地表粗糙度均方根高度(Root Mean Square of surface Height, RMSH)的敏感性远大于其它参数,其次是土壤水分和相对长度;参数的取值范围、相关函数、入射角、频率、极化等对参数敏感性具有明显的影响,低频条件下,参数的主敏感性最强,随频率增大,其参数相互作用的敏感性增强。与主动微波遥感不同,在被动微波遥感中,对于发射率和亮度温度,最敏感的参数是土壤水分、RMSH 和相对长度;土壤水分的敏感性随着频率的增加和入射角的减小而逐渐变小;相比 H 极化,土壤水分对 V 极化更为敏感。根据敏感性分析结果, Ma 等 (2017b)提出了土壤水分微波反演的最佳频率、入射角和极化方式,也发现参数初始分布对敏感性指数的结果影响甚微。

针对现有的主动 SAR 观测只有单一后向散射信息,难以解耦和土壤水分和地表粗糙度的影响的瓶颈问题。Zeng 等(2016)利用雷达双站具有四维度(入射角与入射方位角,散射角与散射方位角)的特点,基于严格的 AIEM 物理模型,分析了在单极化、双极化组合以及双角度组合条件下,土壤水分双站观测的最优模式。最终发现,在双站情况下利用双角度组合信息可以有效地抑制地表自相关函数的影响同时在前向方向保持对土壤水分较高的敏感性;Zeng 和 Chen (2018)进一步研究发现,在双站散射条件下, VV 极化比 HH 极化更有利于土壤水分反演,同时在大入射角、大散射角与小散射方位角情况下,可以将雷达信号(VV 极化)

对土壤水分的敏感性最大化,同时最小化地表粗糙度交互作用的影响,从而成为双站条件下针对土壤水分估算的最佳雷达观测模式。此外,将香浓熵引入到地表参数对微波散射的敏感性分析中,可以提高了双极化、多角度信息的信息量,进而提高了粗糙表面雷达探测参数反演的性能(Liu 和 Chen, 2018)。Bai 等(2019)为了理解草原上微波散射和发射机制,基于 EFAST 方法,分析并识别了 Tor Vergata (TVG)主被动模型中的敏感参数,并结合 SMAP 观测值标定了 TVG 模型。此外, Liu 等(2016)也对水稻冠层微波后向散射进行了敏感性和不确定性分析。

参数敏感性在遥感反演过程中,可以根据敏感性顺序判断参数重要性顺序,进而为多阶段反演提供先验知识。参数敏感性在不同尺度、不同波段、不同观测角度上的差异性,以及带来的参数不确定性,必须引起重视和加以分析。未来研究中,结合定量敏感分析工具和 USM 框架,发展多阶段反演策略,针对遥感“病态”反演的优化,具有很大的研究潜力。

3.2. 生态水文遥感模型敏感性分析

近年来,在遥感数据驱动的生态水文模型中,参数敏感性分析的应用也逐渐广泛。在最近的对遥感蒸散发模型的研究中, Zhu 和 Zhuang 等(2014)对双源蒸散发模型(S-W, Shuttleworth-Wallace model)进行了参数敏感性分析,优先确定了模型中的关键参数,在贝叶斯框架下对 S-W 模型的关键参数完成了同步优化估算,这不仅在评估模型对参数变化的响应方面有所帮助,而且将在一定程度上降低参数率定时普遍存在的“异参同效”现象。Zhang 等(2017)和 Gu 等(2018)采用基于方差分解的 Sobol' 敏感性分析方法,在全球尺度上分析了 PT-JPL(Priestley-Taylor Jet Propulsion Laboratory Model)遥感蒸散发模型的参数敏感性,研究发现不同植被类型下的关键参数是有明显差异的,关键参数在模拟过程中会对结果可能产生一定的影响,所以要对不同植被类型下的关键参数进行参数优化估计,参数优化后的 PT-JPL 模型不仅提高了模型整体输出精度,而且对比蒸散发不同组分的模拟也有了一定的改善。对 SNTHERM (Snow Thermal Model)模型的参数敏感性分析发现,积雪特性参数对辐射通量最敏感;各积雪特性参数对各自的初始输入比较敏感,积雪密度则对初始输入的雪深、密度和颗粒大小都比较敏感(刘誉等, 2011)。

参数敏感性分析方法也经常用在遥感驱动的生态模型和植物生长模型中。Biome-BGC 是经典的生态过程模型之一,该模型具有复杂的、非线性的遥感数据驱动过程模型,生理生态参数众多且参数之间有互相作用。Yan 等 (2016)利用 EFAST 方法识别了 Biome-BGC 模型的敏感参数,通过对模型方法的校正,获得模型最优估计值,并将模拟的 GPP(Gross Primary Productivity)与 MOD17 得到的 8 天 GPP 拟合。何丽鸿等 (2016)分析了 Biome-BGC 模型对净生态系统碳交换量(Net Ecosystem Exchange, NEE)模拟的参数敏感性分析;李一哲 (2017)分析了 Biome-BGC 模型参数敏感指数的时空异质性,提出了将参数按敏感指数空间异质性进行分类来提高模拟精度。黄敬峰等(2012)采用全局敏感性分析遥感水稻生长模型,发现水稻播种期、变量温度、日照时数等参数对估产结果影响明显。Wang 等 (2013)对 WOFOST(World Food Study)作物生长模型的 47 个作物参数的敏感性分析发现,参数样本量和变异范围对参数敏感指数有直接影响,而且,在不同的植物生长阶段,参数敏感性会有很大的差异,说明在植物不同阶段其主导因子是不同的。陈艳玲等 (2018)利用 EFAST 方法对 WOFOST 作物模型的 26 个初始参数进行了敏感性分析,并在此基础上,开展遥感 LAI 数据同化研究,提高了小麦单产模拟精度。Yang 和 Guo (2014)为了建立遥感植被指数和草地枯死物质之间的关系,采用回归模型和敏感性分析,发现加权差植被指数(WDVI)对草地枯死物质覆盖变化的敏感性最高。此外,李帆等(2014)利用 MapReduce 并行编程技术,利用 Sobol'方法和 VPM(Vegetation Photosynthesis Model)植被光合模型,通过对地图抽样和模型迭代过程进行任务分割,将分割后的子任务分配至不同的计算节点进行并行计算。

总之,借助敏感性分析,可以有效提高遥感数据驱动的水文、生态、生长模型的模拟精度,能有效分析不同尺度下参数引起的不确定性。

3.3. 参数敏感性分析工具

为了让参数敏感性分析方法的应用更加便捷,参数敏感性分析的软件也随之发展,全球开发了多个针对敏感性分析和不确定分析的平台,在此主要介绍具有代表性的 Simlab、SALib、PSUADE (Uncertainty Analysis and Design Exploration)和 UQ_PyL (Uncertainty Quantification Python Laboratory) 4 个软件平台。

Simlab 软件 (<https://ec.europa.eu/jrc/en/samo/simlab>) 是一个基于 MatLab 平

台的参数敏感性分析软件，该软件包含多种主流敏感性分析方法，如 Morris、Sobol'、DGSM、FAST 等，可以快速、便捷的进行参数敏感性分析。软件使用时需要预安装 MatLab 平台，程序可以免费进行非商业使用，但是源代码不公开。SALib (<https://salib.readthedocs.io/en/>) 是一个基于 Python 语言编写的参数敏感性分析开源软件包。该软件包同样包含了主流的敏感性分析算法，且代码使用 Python 语言编写，源代码完全公开。PSUADE (https://comput.llnl.gov/casc/undefinty_quantification/) 是一个基于 C++ 的开源软件包，为大型复杂系统模型提供了敏感性分析和不确定性分析的环境，集成了样本生成、模型驱动和分析工具 (Gan 等, 2014)。UQ_PyL (<http://www.uq-pyl.com/>) 是由北京师范大学段青云研究组开发的一个适合于复杂模型参数不确定性分析的平台。该平台集合了参数不确定性分析的工具和算法 (包括实验设计、基本统计检验、敏感性分析，替代模型建立和参数优化)，致力于地球物理模型的敏感性和不确定性分析研究。UQ_PyL 使用 Python 语言编写，可以在不同操作系统下 (如 Windows、Linux 和 Mac) 使用，并且拥有一个用户图形界面 (Graphic User Interface, GUI)，可以方便地完成全部分析过程 (Wang 等, 2016)。

4. 参数敏感性方法对比实例分析

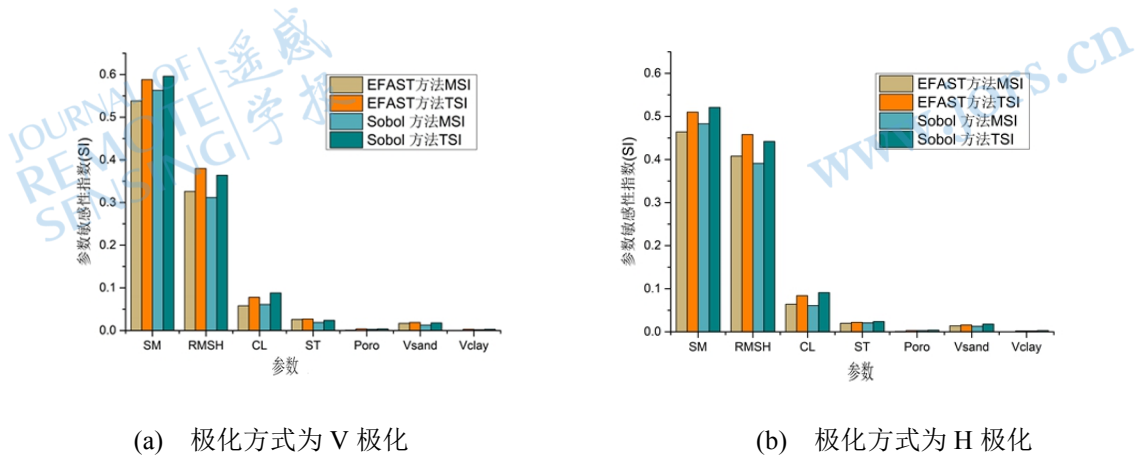
为了进一步比较不同类型敏感性方法之间的差异，选择了两种全局定量敏感性分析方法 (EFAST 算法、Sobol' 算法) 进行对比试验。对比实验选择 AIEM 模型 (Chen 等, 2000, 2003; Wu 等, 2000)，来分析地表参数对微波发射率的敏感性。其中土壤介电常数采用 Dobson 模型 (Dobson 等, 1985; Peplinski 等, 1995) 计算。AIEM 模型是典型的微波散射物理模型，其中，主要地表参数包括土壤水分 (Soil moisture, SM)、粗糙度均方根高度 (RMSH)、相关长度 (CL)、土壤温度 (ST)、土壤孔隙率 (Porosity)、砂土和粘土的百分含量 (Vsand, Vclay)，参数的初始取值范围如表 2 所示。

表 2 AIEM 模型中地表参数分布及取值范围

Table 2 The distribution and value range of surface parameters in AIEM model

参数/单位	简称	取值范围
土壤水分/(m ³ /m ³)	SM	0.05-0.45
粗糙度均方根高度/cm	RMSH	0.25-5.0
相关长度/cm	CL	5.5-30.0
土壤温度/°C	ST	10.0-30.0
土壤孔隙率	Porosity	0.35-0.60
砂土百分含量 /%	Vsand	10.0-50.0
粘土的百分含量 /%	Vclay	10.0-50.0

对 V 极化和 H 极化的 EFAST 和 Sobol' 两种定量敏感性分析结果如图 1 所示，TSI 和 MSI 分别为总敏感性指数和主要（一阶）敏感性指数。两种方法所得到的敏感性指数非常相近，最敏感的参数是 SM、RMSH、CL 和 ST。EFAST 方法计算的 RMSH 敏感性指数略高于 Sobol' 方法。两个试验的结果也发现，SM 对 V 极化的总敏感指数为 0.6，比对 H 极化的发射率更敏感，而 RMSH 对 H 极化则更敏感。



(a) The polarization mode is V polarization (b) The polarization mode is H polarization

图 1 基于 EFAST 和 Sobol' 算法的参数定量敏感性分析

Fig.1 The quantitative parameters' sensitivity analysis using EFAST and Sobol' method

上述实验表明，选择哪一种敏感性方法，要根据研究的需求和模型的参数的复杂程度来确定。定性敏感性分析的能够快速识别主要敏感参数，而定量敏感性指数不仅能够计算出主敏感性指数还能计算出参数共同引起的二阶敏感性指数。因此，敏感性方法的选择，要根据研究的目的和模型、参数的复制程度来选择。

5. 研究展望

参数敏感性分析正不断地促进模型不确定性分析和参数优化研究,成为降低不确定性、遥感“病态反演”改善和生态水文模型改进的一个重要手段。无论是在遥感模型中,还是在遥感数据驱动的生态水文模型中,已经有了大量的相关工作,其重要性也得到了共识。参数敏感性分析结合不确定性分析,是需要长期关注的研究工作。从1997年开始,李小文先生就认为不确定性和敏感性矩阵(USM)是非常有前瞻性的工作,参数的敏感性指数可以作为多阶段反演过程中的先验知识。但当时缺乏定量分析的全局敏感性工具,对敏感性和不确定性分析研究并没有深入。时至今日,敏感性分析的数学机理和工具有了极大的发展,能够用多种方法定量描述复杂模型的参数敏感性。

敏感性参数的尺度效应及空间异质性,是遥感领域需要进一步关注的重点。PROSAIL 辐射传输模型中,从冠层尺度扩展到像元尺度上时,最敏感的参数就变成了像元中 LAI 的比例,也就是像元中植被的“有效成分”(肖艳芳, 2013)。不同时空尺度的生态、水文模型已经得到了快速的发展,然而,在空间角度上对模型参数的认识还并不充分,并且将点尺度上的参数应用到空间尺度上,势必会给模型带来不确定性。

参数敏感性分析需要与参数优化、数据同化、空间分析、多阶段反演等研究结合起来,才能达到优化遥感反演和模型,降低不确定性的目的。模型的构建与参数的设定,离不开参数敏感性分析的先验知识作为支撑。生态、水文模型在不同的条件下参数的“硬边界”和“软边界”都需要通过大量的观测数据以及文献积累、参数敏感性分析来获得参数的先验知识和参数验证数据集。

随着遥感、数学统计与计算机等学科快速发展,促进模型更加全面地刻画机理过程,模型将会变得越来越复杂,涉及到的参数也会不断增加,就会产生更为复杂的参数不确定性问题。为此,敏感性分析的计算效率和稳定性的提高是未来的研究的趋势,需要借助多线程同步、分组策略和云计算平台等技术。

6. 结 论

参数敏感性分析是遥感模型和遥感数据驱动的生态水文模型研究的重要环节,通过量化模型参数对模拟结果的影响,不仅能够识别模型关键参数,为多阶段遥感反演研究提供先验知识,而且可以加深对模型结构与模拟过程的理解。

敏感性分析结合不确定性分析、参数优化与降维等研究,为遥感反演、遥感生态、水文等模型的优化和扩展,提供了有力支撑。目前的敏感性算法中,Sobol'和EFAST方法是最为可靠的、稳定的全局敏感性方法,对于大部分遥感反演和模型研究最为适用。通过对参数敏感性的认知、参数的采样分布、参数与环境间的关系等问题的知识积累,更加深刻理解模型的机理,促进模型的改进,提高反演和模拟的能力,将先验知识应用到遥感反演和生态水文模拟中,将是一个需要长期探索的过程。

参考文献(References)

Bai D N, Jiao Z D, Dong Y D, Zhang X N., Li Ya, He D D. 2017. Sensitivity of anisotropic leveling index (AFX) to vegetation parameters by double canopy reflectivity model analysis. *Journal of Remote Sensing*, 21 (1) : 1-11. (白冬妮,焦子锦,董亚冬,张小宁,李阳,何丹丹.2017.双冠层反射率模型分析各向异性平整指数(AFX)对植被参数的敏感性.遥感学报,21(1):1-11.)

Bai X, Zeng J, Chen K, S Li Z, Zeng Y, Wen J, Wang X, Dong X, Su Z. 2019. Parameter Optimization of a Discrete Scattering Model by Integration of Global Sensitivity Analysis Using SMAP Active and Passive Observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57: 1084-1099.

Beven K, Binley A. 1992. The Future of Distributed Models-Model Calibration and Uncertainty Prediction. *Hydrological Processes* 6 279-298.

Castaings W, Dartus D, Le Dimet F X, Saulnier G M. 2009. Sensitivity analysis and parameter estimation for distributed hydrological modeling: potential of variational methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13, 503-517.

Chen Y L, Gu X H, Gong A D, Hu S W. Estimation of Winter Wheat Assimilation based on Remote Sensing Information and WOFOST Crop Model. *Journal of Triticeae Crops*, 38(9): 1127-1136.(陈艳玲, 顾晓鹤, 宫阿都, 胡圣武. 2018. 基于遥感信息和 WOFOST 模型参数同化的冬小麦单产估算方法研究. 麦类作物学报, 38(9): 1127-1136.)

Chen K S, Wu T D, Tsay M-K, et al. A Note on the Multiple Scattering in an IEM Model [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(1): 249-256.

Chen K S, Wu T-D, Tsang L, et al. Emission of Rough Surfaces Calculated by the Integral Equation Method with Comparison to Three-Dimensional Moment Method Simulations [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(1): 90-101.

Confalonieri R, Bellocchi G, Bregaglio S, Donatelli M, Acutis M. 2010a. Comparison of sensitivity analysis techniques: A case study with the rice model WARM. *Ecological Modelling*, 221: 1897-1906.

Confalonieri R, Bellocchi G, Tarantola S, Acutis M, Donatelli M, Genovese G. 2010b. Sensitivity analysis of the rice model WARM in Europe: Exploring the effects of different locations climates and methods of analysis on model sensitivity to crop parameters. *Environmental Modelling & Software*, 25: 479-488.

Dobson M C, Ulaby F T, Hallikainen M T, et al. Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil .2. Dielectric

Mixing Models. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1985, 23(1): 35-46.

Dong T, Wu B, Meng, J, Du, X, Shang J. 2016. Sensitivity analysis of retrieving fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FPAR) using remote sensing data. Acta Ecologica Sinica, 36(1): 1-7.

Franco A, Elorza F J, Bouraoui F, Bidoglio G, Galbiati L. 2003. Sensitivity analysis of distributed environmental simulation models: understanding the model behaviour in hydrological studies at the catchment scale. Reliability Engineering & System Safety, 79: 205-218.

Frey H C, Patil S R. 2002. Identification and review of sensitivity analysis methods. Risk Analysis, 22: 553-578.

Gan Y, Duan Q, Gong W, Tong C, Sun Y, Chu W, Ye A, Miao C, Di Z. 2014. A comprehensive evaluation of various sensitivity analysis methods: A case study with a hydrological model. Environmental Modelling & Software, 51:269-285.

Gu C, Ma J, Zhu G, Yang H, Zhang K, Wang Y, Gu C. 2018. Partitioning evapotranspiration using an optimized satellite-based ET model across biomes. Agricultural and Forest Meteorology, 259: 355-363.

Guerif M, Duke C L. 2000. Adjustment procedures of a crop model to the site-specific characteristics of soil and crop using remote sensing data assimilation. Agriculture Ecosystems & Environment, 81: 57-69.

Haxeltine A, Prentice I C. 1996. A general model for the light-use efficiency of primary production. Functional Ecology, 10: 551-561.

He L H, Wang H Y, Lei X D. Parameter sensitivity of simulating net primary productivity of *Larix olgensis* forest based on BIOME-BGC model. Chinese Journal of Applied Ecology. 27(2): 412-420.(何丽鸿, 王海燕, 雷相东. 2016. 基于 BIOME-BGC 模型的长白落叶松林净初级生产力模拟参数敏感性. 应用生态学报, 27(2): 412-420.)

Helton J C, Davis F J, Johnson J D. 2005. A comparison of uncertainty and sensitivity analysis results obtained with random and Latin hypercube sampling. Reliability Engineering & System Safety, 89: 305-330.

Hsiao T C, Heng L, Steduto P, Rojas-Lara B, Raes D, Fereres E. 2009. AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: III. Parameterization and Testing for Maize. Agronomy Journal, 101: 448-459.

Huang H G, Xin X Z, Liu Q H, Chen L F, Li X W. 2007. Using CUPID to Simulate Wheat Canopy Component Temperatures Distribution: Sensitivity Analysis and Evaluation. Journal of Remote Sensing. 11(1):94-102.(黄华国, 辛晓洲, 柳钦火, 陈良富, 李小文. 2007. 用 CUPID 模型模拟小麦组分温度分布:敏感性分析与验证. 遥感学报, 94-102.)

Huang J F, Chen L, Wang X Z. 2012. Sensitivity of rice growth model parameters and their uncertainties in yield estimation using remote sensing data. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 28(19): 119-129.(黄敬峰, 陈拉, 王秀珍. 2012. 水稻生长模型参数的敏感性及其对产量遥感估测的不确定性. 农业工程学报, 28(19): 119-129.)

Huisman J A, Rings J, Vrugt J A, Sorg J, Vereecken H. 2010. Hydraulic properties of a model dike from coupled Bayesian and multi-criteria hydrogeophysical inversion. Journal of Hydrology, 380: 62-73.

Kong F Z, Song X M, Zhan C S, Ye A Z. 2011. An Efficient Quantitative Sensitivity Analysis Approach for Hydrological Model Parameters Using RSMSobol' Method. Acta Geologica Sinica, 66(9): 1270-1280.(孔凡哲, 宋晓猛, 占车生, 叶爱中. 2011. 水文模型参数敏感性快速定量评估的 RSMSobol' 方法. 地理学报, 66(9): 1270-1280.)

Li D, Jin R, Zhou J, Kang J. 2015. Analysis and Reduction of the Uncertainties in Soil Moisture Estimation With the L-MEB Model Using EFAST and Ensemble Retrieval. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12: 1337-1341.

Li F, He H L, Ren X L, Zhang L, Lu Q Q, Yu G R. 2014. Research on Spatial Sensitivity Analysis Using Parallel Algorithm Based on MapReduce. *Journal of Geo-Information Science*. (16): 874-881.(李帆, 何洪林, 任小丽, 张黎, 路倩倩, 于贵瑞. 2014. 基于 MapReduce 的空间敏感性分析并行算法设计. *地球信息科学学报*, (16): 874-881.)

Li X W, Gao F, Wang J D, Zhu Q J, 1997. Uncertainty and Sensitivity Matrix of Parameters in Inversion of Physical BRDF Model. *Journal of Remote Sensing*. 1(1): 5-14.(李小文, 高峰, 王锦地, 朱启疆. 1997. 遥感反演中参数的不确定性与敏感性矩阵. *遥感学报*. 1(1): 5-14.)

Li X, Koike T, Pathmathevan M, 2004. A very fast simulated re-annealing (VFSA) approach for land data assimilation. *Computers & Geosciences*, 30: 239-248.

Li X. 2013. Uncertainty and control of land surface system simulation and observation. *Chinese Science: Earth Science*, 43: 1735-1742.(李新. 2013. 陆地表层系统模拟和观测的不确定性及其控制. *中国科学: 地球科学*, 43: 1735-1742.)

Liu C Y, Zhang T L, Sun R W, Wang B W, Ye X X, Li Y Z. 2017. Sensibility and time heterogeneity of Biome-BGC model parameters. *Chinese Journal of Ecology*. 36(3): 869-877.(刘秋雨, 张廷龙, 孙睿, 王博闻, 叶欣欣, 李一哲. 2017. Biome-BGC 模型参数的敏感性和时间异质性. *生态学杂志*, 36(3): 869-877.)

Liu Y, Chen K S, Xu P, Li Z L. 2016. Modeling and Characteristics of Microwave Backscattering from Rice Canopy over Growth Stages. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54: 6757-6770.

Liu Y, Chen K S. 2018. An Information Entropy-Based Sensitivity Analysis of Radar Sensing of Rough Surface. *Remote Sensing*. [DOI: 10.3390/rs10020286]

Ma C, Li X, Notarnicola C, Wang S, Wang W. 2017a. Uncertainty Quantification of Soil Moisture Estimations Based on a Bayesian Probabilistic Inversion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55: 3194-3207.

Ma C, Li X, Wang J, Wang C, Duan Q, Wang W. 2017b. A Comprehensive Evaluation of Microwave Emissivity and Brightness Temperature Sensitivities to Soil Parameters Using Qualitative and Quantitative Sensitivity Analyses. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55: 1025-1038.

Ma C, Li X, Wang S. 2015. A Global Sensitivity Analysis of Soil Parameters Associated with Backscattering Using the Advanced Integral Equation Model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53: 5613-5623.

Makowski D, Naud C, Jeuffroy M H, Barbottin A, Monod H. 2006. Global sensitivity analysis for calculating the contribution of genetic parameters to the variance of crop model prediction. *Reliability Engineering & System Safety*, 91: 1142-1147.

Mousivand A, Menenti M, Gorte B, Verhoef, W. 2014. Global sensitivity analysis of the spectral radiance of a soil-vegetation system. *Remote Sensing of Environment*, 145:131-144.

Morcillo-Pallarés P, Rivera-Caicedo J P, Belda S, De Grave C, Burriel H, Moreno J, Verrelst J. 2019. Quantifying the Robustness of Vegetation Indices through Global Sensitivity Analysis of Homogeneous and Forest Leaf-Canopy Radiative Transfer Models. *Remote Sensing*. 11, 2418. [DOI:10.3390/rs11202418]

Morris M D. 1991. Factorial Sampling Plans Forum Preliminary Computational Experiments. *Technometrics*, 33: 161-174.

Niu X, Easterling W, Hays C J, Jacobs A, Mearns L. 2009. Reliability and input-data induced uncertainty of the EPIC model to estimate climate change impact on sorghum yields in the US Great Plains. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 129: 268-276.

Nossent J, Elsen P, Bauwens W. 2011. Sobol' sensitivity analysis of a complex environmental model. *Environmental Modelling & Software*, 26: 1515-1525.

Peplinski N R, Ulaby F T, Dobson M C. 1995. Dielectric properties of soils in the 0.3-1.3-GHz range (vol 33, pg 803, 1995). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(6): 1340-1340.

Pi H, Peterson C. 1994. Finding the Embedding Dimension and Variable Dependencies in Time-Series. *Neural Computer*, 6: 509-520.

Prikaziuk E, van der Tol C. 2019. Global Sensitivity Analysis of the SCOPE Model in Sentinel-3 Bands: Thermal Domain Focus. *Remote Sensing*. 11, 2424. [DOI:10.3390/rs11202424]

Qi L, Zhao C, Huang W, Zhao C, Huang W, Liu H. 2009. Sensitivity Analysis of Canopy Spectra to Canopy Structural Parameters Based on Multi-temporal Data. *Geography and Geo-information Science*, 25: 17-21,25.

Qian X S. 1991. Research methods of geographical science. *Acta Geologica Sinica*. 46(3): 257-257.(钱学森. 1991. 谈地理科学的内容及研究方法. *地理学报*, 46(3): 257-257.)

Qin J, Yan G J, Liu S M, Liang S L, Zhang H, Wang J D, Li X W. 2005. Application of ensemble Kalman filter in remote sensing inversion of surface parameters: a case study of nuclear driven model inversion of BRDF. *Science in China (Series D: Earth Science)*, 35(8): 790-798. (秦军, 阎广建, 刘绍民, 梁顺林, 张颢, 王锦地, 李小红. 2005. 集合卡曼滤波在遥感反演地表参数中的应用——以核驱动模型反演 BRDF 为例. *中国科学(D 辑:地球科学)*, 35(8): 790-798.)

Quan X W. 2017. Remote sensing inversion method for weakly sensitive parameters of vegetation canopy reflectivity model. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China. (全兴文 2017. 植被冠层反射率模型弱敏感参数遥感反演方法. 成都:电子科技大学.)

Ratto M, Castelletti A, Pagano A. 2012. Emulation techniques for the reduction and sensitivity analysis of complex environmental models. *Environmental Modelling & Software*, 34: 1-4.

Ratto M, Tarantola S, Saltelli A. 2001. Sensitivity analysis in model calibration: GSA-GLUE approach. *Computer Physics Communications*, 136: 212-224.

Saltelli A, Annoni P, Azzini I, Campolongo F, Ratto M, Tarantola S. 2010. Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications*, 181: 259-270.

Saltelli A, Tarantola S, Chan K P S. 1999. A Quantitative Model-Independent Method for Global Sensitivity Analysis of Model Output. *Technometrics*, 1120(41): 39-56.

Sarrazin F, Pianosi F, Wagener T. 2016. Global Sensitivity Analysis of environmental models: Convergence and validation. *Environmental Modelling & Software*, 79: 135-152.

Murthy H, Chinnam R B. 2009. Metamodels for variable importance decomposition with applications to probabilistic engineering design. *Computers & Industrial Engineering*, 57: 996-1007.

Seo D, Lakhankar T, Khanbilvardi R. 2010. Sensitivity Analysis of b-factor in Microwave Emission Model

for Soil Moisture Retrieval: A Case Study for SMAP Mission. *Remote Sensing*, 2: 1273-1286. [DOI: 10.3390/rs2051273]

Sheikholeslami R, Razavi S, Gupta H V, Becker W, Haghnegahdar A. 2019. Global sensitivity analysis for high-dimensional problems: How to objectively group factors and measure robustness and convergence while reducing computational cost. *Environmental Modelling & Software*, 111: 282-299.

Sobol' I M, Kucherenko S, 2009. Derivative based global sensitivity measures and their link with global sensitivity indices. *Math Compute Simulator*, 79: 3009-3017.

Sobol' I M. 1993. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models. *Mathematical Modelling and Computational Experiments*, 14: 407-414.

Sobol' I M. 2001. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Math Computer Simulator*, 55: 271-280.

Song X, Zhan C, Xia J, Kong F. 2012. An efficient global sensitivity analysis approach for distributed hydrological model. *Journal of Geographical Sciences*, 22: 209-222.

Sun X Y, Newham L T H, Croke B F W, Norton J P. 2012. Three complementary methods for sensitivity analysis of a water quality model. *Environmental Modelling & Software*, 37: 19-29.

Tan J, Cui Y, Luo Y. 2017. Assessment of uncertainty and sensitivity analyses for ORYZA model under different ranges of parameter variation. *European Journal of Agronomy*, 91: 54-62.

Tang Y, Reed P, Wagener T, van Werkhoven K. 2007. Comparing sensitivity analysis methods to advance lumped watershed model identification and evaluation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11: 793-817.

van Griensven A, Meixner T, Grunwald S, Bishop T, Diluzio A, Srinivasan R. 2006. A global sensitivity analysis tool for the parameters of multi-variable catchment models. *Journal of Hydrology*, 324: 10-23.

Vanrolleghem P A, Mannina G, Cosenza A, Neumann M B. 2015. Global sensitivity analysis for urban water quality modelling: Terminology convergence and comparison of different methods. *Journal of Hydrology*, 522: 339-352.

Verrelst J, Rivera J P, van der Tol C, Magnani F, Mohammed G, Moreno J. 2015. Global sensitivity analysis of the SCOPE model: What drives simulated canopy-leaving sun-induced fluorescence? *Remote Sensing of Environment*, 166: 8-21.

Verrelst J, Sabater N, Pablo Rivera J, Munoz-Mari J, Vicent J, Camps-Valls G, Moreno J. 2016. Emulation of Leaf Canopy and Atmosphere Radiative Transfer Models for Fast Global Sensitivity Analysis. *Remote Sensing*, 8. [DOI: 10.3390/rs8080673]

Verrelst J, Vicent J, Rivera-Caicedo J P, Lumbierres M, Morcillo-Pallarés P, Moreno J. 2019. Global Sensitivity Analysis of Leaf-Canopy-Atmosphere RTMs: Implications for Biophysical Variables Retrieval from Top-of-Atmosphere Radiance Data. *Remote Sensing*, 11, 1923. [DOI: 10.3390/rs11161923]

Wang C, Duan Q, Tong C H, Di Z, Gong W. 2016. A GUI platform for uncertainty quantification of complex dynamical models. *Environmental Modelling & Software*, 76: 1-12.

Wang J, Li X, Lu L, Fang F. 2013. Parameter sensitivity analysis of crop growth models based on the extended Fourier Amplitude Sensitivity Test method. *Environmental Modelling & Software*, 48: 171-182.

Wang L J, Niu Z. 2014. Sensitivity Analysis of Vegetation Parameters based on PROSAIL Model. *Remote Sensing Technology and Application*, 29(2): 219-223.(王李娟, 牛铮. 2014. PROSAIL 模型的参数敏感性研究.

遥感技术与应用. 29(2): 219-223.)

Wang S, Yang D, Li Z, Liu L, Huang C, Zhang L. 2019. A Global Sensitivity Analysis of Commonly Used Satellite-Derived Vegetation Indices for Homogeneous Canopies Based on Model Simulation and Random Forest Learning. *Remote Sensing*, 11, 2547. [DOI:10.3390/rs11212547]

Wang Z, Che T, Liou Y A. 2016. Global Sensitivity Analysis of the L-MEB Model for Retrieving Soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54: 2949-2962.

Wu T D, Chen K S, Shi J C, et al. A transition model for the reflection coefficient in surface scattering. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(9): 2040-2050.

Xiao J, Davis K J, Urban N M, Keller K. 2014. Uncertainty in model parameters and regional carbon fluxes: A model-data fusion approach. *Agricultural and Forest Meteorology*, 189: 175-186.

Xiao Y F, Zhou D M, Gong H L, Zhao W J. 2015. Sensitivity of canopy reflectance to biochemical and biophysical variables: *Journal of Remote Sensing*, 19(3):368-374. (肖艳芳,周德民,宫辉力,赵文吉.2015.冠层反射光谱对植被理化参数的全局敏感性分析.遥感学报,19(3):368-374)

Xu C, Hu Y, Chang Y, Jiang Y, Li X, Bu R, He H. 2004. Sensitivity analysis in ecological modeling. *Ying Yong Sheng Tai Xue Bao*, 15: 1056-1062.

Xu T, White L, Hui D F, Luo Y Q, 2006. Probabilistic inversion of a terrestrial ecosystem model: Analysis of uncertainty in parameter estimation and model prediction. *Global Biogeochemical Cycles*, 20. [DOI: 10.1029/2005gb002468]

Yan M, Tian X, Li Z, Chen E, Wang X, Han Z, Sun H. 2016. Simulation of Forest Carbon Fluxes Using Model Incorporation and Data Assimilation. *Remote Sensing*, 8. [DOI: 10.3390/rs8070567]

Yang J. 2011. Convergence and uncertainty analyses in Monte-Carlo based sensitivity analysis. *Environmental Modelling & Software*, 26: 444-457.

Yang X, Guo X. 2014. Quantifying Responses of Spectral Vegetation Indices to Dead Materials in Mixed Grasslands. *Remote Sensing*, 6, 4289-4304. [DOI: 10.3390/rs6054289]

Zeng J Y, Chen K S, Bi H Y, Chen Q, Yang X F. 2016. Radar Response of Off-Specular Bistatic Scattering to Soil Moisture and Surface Roughness at L-Band. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13: 1945-1949.

Zeng J, Chen K S. 2018. Theoretical Study of Global Sensitivity Analysis of L-Band Radar Bistatic Scattering for Soil Moisture Retrieval. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15: 1710-1714.

Zhang K, Ma J, Zhu G, Ma T, Han T, Feng L L. 2017. Parameter sensitivity analysis and optimization for a satellite-based evapotranspiration model across multiple sites using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer and flux data. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 122: 230-245.

Zhang X, Guo H, Wang R, Lin D, Gao Y, Lian F, Wang J. 2017. Identification of the Most Sensitive Parameters of Winter Wheat on a Global Scale for Use in the EPIC Model. *Agronomy Journal*, 109: 58-70.

Zhou G, Ma Z, Sathyendranath S, Platt T, Jiang C, Sun K. Canopy Reflectance Modeling of Aquatic Vegetation for Algorithm Development: Global Sensitivity Analysis. *Remote Sensing*, 2018, 10, 837. [DOI:10.3390/rs10060837]

Zhu G F, Li X, Su Y H, Lu L, Huang C L. 2011. Seasonal fluctuations and temperature dependence in photosynthetic parameters and stomatal conductance at the leaf scale of *Populus euphratica* Oliv. *Tree Physiology*, 31: 178-195.

Zhu Q, Zhuang Q. 2014. Parameterization and sensitivity analysis of a process-based terrestrial ecosystem model using adjoint method. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 6: 315-331.

Zobitz J M, Desai A R, Moore D J P, Chadwick M A. 2011. A primer for data assimilation with ecological models using Markov Chain Monte Carlo (MCMC). *Oecologia*, 167: 599-611.

www.jors.cn

JOURNAL OF
REMOTE
SENSING | 遥感学报

JOURNAL OF
REMOTE
SENSING | 遥感学报

www.jors.cn

www.jors.cn

JOURNAL OF
REMOTE
SENSING | 遥感学报

Research Progress in Parameter Sensitivity Analysis in Ecological and Hydrological Models of Remote Sensing

Ma Hanqing^{1,2}, Zhang Kun³, Ma Chunfeng¹, Wu Xiaodan⁴, Wang Chen⁵, Zheng Yi⁶,
Zhu Gaofeng⁴, Yuan Wenping⁶, Li Xin^{3,7*}

1. Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, Gansu, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Institute of Tibetan Plateau Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

4. Key Laboratory of Western China's Environmental Systems (Ministry of Education), Lanzhou University, Lanzhou 730000, Gansu, China;

5. South China Botanical Garden, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510650, Guangdong, China;

6. School of Atmospheric Sciences, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275, Guangdong, China;

7. CAS Center for Excellence in Tibetan Plateau Earth Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract: Parameter sensitivity analysis (SA) is an important research method for uncertainty analysis(UA), key parameters identification and parameters optimization in remote sensing, ecological and hydrological models. In this paper, the sensitivity analysis of ecological and hydrological research based on remote sensing is analyzed. The sensitivity analysis methods commonly used in remote sensing ecological hydrology are reviewed, and the advantages and applicable conditions of each SA method are summarized. Parameter sensitivity analysis as the prior knowledge of the model promotes the development of uncertainty analysis and parameter optimization. In future studies, Under the framework of Uncertainty and Sensitivity Matrix (SUM), it is necessary to pay more attention to the research of multi-stage remote sensing inversion by combining global SA, scale effect of parameter Sensitivity index and spatio-temporal heterogeneity of parameter Sensitivity. Sobol' and EFAST are the most reliable and stable global sensitivity methods among the current sensitivity algorithms, which are most suitable for most remote sensing inversion and model. In addition, computational efficiency should be improved to accommodate future more complex models and rapidly growing volumes of data. Parameter sensitivity analysis can be judged according to the order of sensitivity so as to provide a priori knowledge for multi-stage inversion in the process of remote sensing inversion. The difference of parameter sensitivity analysis in different scales, different bands and different observation angles, as well as the parameter uncertainty, must be paid attention to and analyzed. The four platforms for

sensitivity analysis and uncertainty analysis also are introduced in order to make it more convenient for remote sensing scientists to use parameter sensitivity analysis method. Meanwhile, efficiency of sensitivity analysis calculation should be improved to adapt to more complex models and rapidly increasing data size in the future.

Key words: Remote sensing; Parameter sensitivity analysis; Parameter optimization; Uncertainty analysis