

DOI: 10.11766/trxb201803090579

土壤水分反演特征变量研究综述*

王俊霞^{1, 3} 潘耀忠^{2, 3, 4} 朱秀芳^{1, 2, 3†} 孙章丽^{1, 3}

(1 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875)

(2 北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875)

(3 北京师范大学地理科学学部遥感科学与工程研究院, 北京 100875)

(4 北京师范大学地理科学学部遥感科学国家重点实验室, 北京 100875)

摘要 土壤水分是水、能量和生物地球化学循环中不可忽略的组成部分, 土壤水分信息对水资源管理、农业生产以及气候变化等相关研究有着重要意义。基于遥感数据的土壤水分反演算法是获取土壤水分信息的重要手段, 通过对影响土壤水分反演的因素进行梳理, 将影响因素抽象为包括土壤特征, 植被特征, 以及气象特征在内的特征变量, 并以此为主线对土壤水分的反演研究进行回顾与梳理。分析了利用不同特征变量反演土壤水分时存在的问题和发展趋势, 指出土壤水分反演过程中存在特征变量理论研究不足、综合应用不深的问题, 强调耦合使用各类特征变量以提高水分反演精度是未来的研究热点。

关键词 特征变量; 土壤水分; 反演; 遥感
中图分类号 K903 **文献标识码** A

土壤水分是水循环、能量循环和生物地球化学循环不可忽略的组成部分^[1], 对水资源管理、农业生产以及气候变化等研究十分必要。土壤水分监测从数据获取方式上分为基于站点的土壤水分观测、基于气象数据和基础地理数据的土壤水分计算与模拟以及基于遥感数据的土壤水分反演^[2]。其中, 基于遥感数据的土壤水分反演通过面的形式对地表进行观测, 不受地面站点位置的限制, 扩展了土壤水分的监测范围^[3]。基于遥感的土壤水分反演研究开始于 20 世纪 60 年代^[4-5], 早期学者通常使用单一遥感数据源进行反演, 如基于可见光近红外的反射率法和植被指数法、基于热红外的热惯量法和温度植被指数法, 以及基于主动微波和被动微

波的土壤水分反演^[2,6-7]。然而, 土壤水分受土壤本身特征、地表覆盖、以及气象条件等众多因素的影响, 具有很强的空间异质性, 基于单一数据源或单一方法反演得到的土壤水分很难满足实际应用需求^[6,8]。在实际反演土壤水分过程中, 除了要考虑土壤本身的观测特征外, 还需要综合考虑植被、以及气象等因素的影响。也就是说, 反演土壤水分过程中需要考虑多种特征变量, 而在现有土壤水分反演研究的综述中人们更关注反演波段的选择, 即不同波段的光谱特征, 很少有研究将遥感反演土壤水分的机理抽象为特征变量, 限制了各类土壤水分反演方法组合的可能性。本文查阅国内外相关文献, 将反演土壤水分研究分为土壤特征、植被特征、气

* 国家自然科学基金项目(41401479)、地表过程与资源生态国家重点实验室资助项目、国家“高分辨率对地观测系统”重大专项共同资助 Supported by the National Natural Science Foundation for Distinguished Young Scholars of China (No. 41401479), the Project of National Key Laboratory for Surface Process and Resource Ecology and the Major Project of High-Resolution Earth Observation System

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: zhuxiufang@bnu.edu.cn

作者简介: 王俊霞(1993—), 女, 河南安阳人, 硕士研究生, 主要从事农业遥感研究。E-mail: wang_jx@mail.bnu.edu.cn

收稿日期: 2018-03-09; 收到修改稿日期: 2018-07-26; 优先数字出版日期(www.cnki.net): 2018-09-28

象特征三类,并对综合利用多特征变量反演土壤水分的方法进行了介绍。通过对影响土壤水分反演的因素进行抽象,提出特征变量的概念,以特征变量为主线,对土壤水分的反演研究进行回顾与梳理,并对其发展趋势进行展望,以期为土壤水分的遥感反演研究提供科学参考。

1 土壤的电磁波谱特征

1.1 光学反射率特征

自然界中水体反射率通常很低,土壤水分的变化会引起土壤可见光波段反射率特征的变化,因此可以基于土壤的光学反射率特征监测土壤水分的变化^[9-10]。利用土壤光学反射率特征反演土壤水分可分为两个阶段。第一阶段是理想实验环境下对光学反射率反演土壤水分的可行性进行研究。在控制变量的基础上,国内外学者先后研究了土壤含水量^[4,11]、土壤质地^[12]等对反射率和土壤水分关系的影响,指出短波红外波段为土壤水分监测的敏感波段,且裸土水分含量和反射率存在相关关系^[11];第二阶段为应用性研究。随着遥感技术的发展,研究人员结合遥感影像开展了大量实验,利用遥感数据单波段反射率特征或多波段组合特征,结合实测土壤水分数据,建立反射率和实测土壤水分数据之间的关系,筛选敏感波段并建立统计经验模型,实现反演土壤水分的目的^[13-14]。

Ångström^[15]在1925年通过观测实验对不同地表类型的反射率进行研究,发现土壤水分随土壤反射率增大而减小的规律,该规律为20世纪60年代土壤水分的研究奠定了基础。随后,Bowers和Hanks^[4]通过测量短波范围内土壤水分含量对反射率的影

响,进一步验证该规律(图1),并指出 $1.9\mu\text{m}$ 是监测土壤水分的敏感波段。在该研究的基础上,为进一步验证利用光学反射率监测土壤水分的适用性,Bowers和Smith^[12]选取砂土、壤土和黏土三种不同质地的土壤进行对比实验,结果表明反射率可以通过线性模型表征不同质地土壤的水分含量和吸收率的关系。需要注意的是,上述结论受土壤水分含量及光谱监测范围的限制,具有局限性。因此,Liu等^[11]充分考虑不同的水分条件,对土壤反射率进行研究,发现土壤水分较低时,适合用短波红外估算土壤水分含量,且土壤反射率和土壤含水量呈负相关;当土壤水分高于临界点,适合用可见光和近红外波段估算土壤水分含量,且土壤反射率和土壤含水量呈正相关。临界点出现在土壤水分为 $0.15\sim 0.40\text{ cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$ 的范围内,和土壤类型有关。此外,研究还发现对于低土壤水分含量,可以用单一的线性关系粗略估算土壤含水量,随着土壤含水量的增加,需要考虑用非线性关系估算土壤含水量,简单的线性关系在描述土壤水分和反射率间关系时具有局限性。为了更精确地描述反射率和土壤水分的关系,Whiting等^[9]深入分析土壤水分的吸收特征后,建立了提取土壤反射率光谱外包络线的高斯模型,通过分析高斯模型中各参数和土壤水分的相关关系,较好地估算了土壤水分含量。随着研究的深入,发现光学反射率和土壤含水量的关系十分复杂,选择用土壤的光学反射率特征时需要根据实际情况选择最佳波段和方法获得土壤含水量信息。目前大部分研究是利用土壤反射率和土壤湿度的关系,直接建立二者的统计关系模型,反演结果空间分辨率高,但是在实际应用中会受数据质量、地表覆盖等因素的影响,模型的可移植性较差。

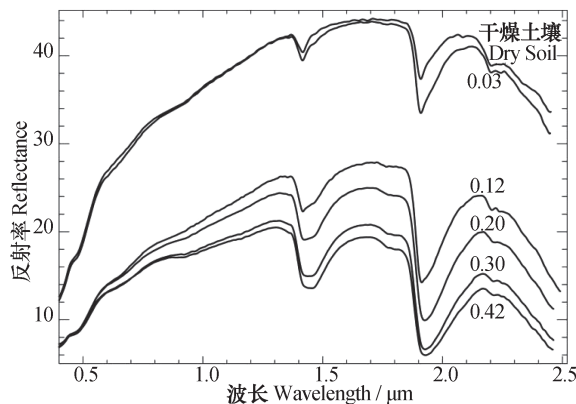


图1 基于反射率反演土壤水分遥感原理^[9]

Fig. 1 Remote-sensing principle of soil moisture inversion based on reflectivity^[9]

1.2 热红外特征

温度超过绝对零度的物体会不断发射红外能量，红外能量大于 $3\ \mu\text{m}$ 的中远红外区属于热辐射。由于水体温度低且较热容大，土壤含水量会影响土壤的热红外特性，利用土壤的热红外特征可以间接监测土壤水分，常用的热红外特征有亮度温度特征和热惯量特征^[16]。

(1) 热红外亮度温度特征。包括地表温度 (Land surface temperature, LST) 以及地表温度衍生的归一化温度指数 (Normalized difference temperature index, NDTI)^[17] 和温度状态指数 (Temperature condition index, TCI)^[18]。由于地表温度受多种因素的影响，直接基于地表温度及其衍生指数反演土壤水分存在不确定性及局限性。

(2) 热惯量特征。由于水分具有较大的比热容，对于同一类型的土壤，土壤水分和热惯量为正相关的关系^[19]，因此人们对基于热惯量特征反演土壤水分的方法展开研究。1971年，Watson等^[20]最早提出根据温差推算热惯量的简单模式。随后Price^[21]简化了潜热蒸发的表达形式，提出表观热惯量的概念，使遥感图像获取区域热惯量成为可能。隋洪智等^[22]在此基础上将能量平衡方程进行简化，提出一种可以直接利用遥感数据计算表观热惯量的方法，并将该方法得到的表观热惯量和土壤水分建立关系式，达到反演土壤水分、监测旱情的目的。利用热惯量模型遥感监测土壤湿度需要研究区上空昼夜两幅影像进行严格配准后才能准确地获取昼夜温差。但实际应用中，由于受云层的影响，同一地区昼夜无云的影像获取困难，并且昼夜影像的精确配准也很难保证较高的精度^[1]。利用土壤的热红外热惯量特征反演土壤水分，物理意义明晰，且简化后的表观热惯量计算简便，被广泛地用于反演干旱区的土壤水分。但是，在表层土壤水分较大以及有植被覆盖的区域，热惯量法的适用性会受到影响。

1.3 微波后向散射系数特征

微波可以穿云透雾，且对水分含量敏感，成为监测土壤水分的有效手段。主动微波主要利用后向散射系数，被动微波主要利用亮度温度。反演流程一般是先利用经验、半经验、物理模型建立亮度温度或者后向散射系数与土壤水分之间的关系^[23]，然后加入土壤参数、植被参数信息来降低其他因素

的影响，达到准确反演土壤水分的目的。

主动微波遥感利用后向散射系数分析地物的特性，低频波段后向散射系数对土壤水分高度敏感，高频波段后向散射系数对植被敏感。L波段反演土壤水分能取得较好的效果，C波段也被很多研究人员所采用。主动微波算法可分为经验模型、物理模型和半经验模型^[6]。经验模型通过观测值建立后向散射系数与实际土壤含水量的线性回归关系来反演土壤水分。标准的后向散射理论模型为基尔霍夫模型，包括几何光学模型 (Geometrical optics model, GOM)、物理光学模型 (Physical optics model, POM) 和小扰动模型 (Small perturbation model, SPM)。其中，GOM适用于非常粗糙的表面，POM适用于中等粗糙的表面，SPM适用于较为光滑的表面^[24]。半经验模型主要针对植被覆盖区。田国良^[8]以河南省为研究区，基于经验模型，建立土壤水分和后向散射系数的线性关系，得到土壤水分的计算模型。高峰等^[25]指出遥感监测土壤水分含量会受到土壤表面粗糙度、土壤纹理结构的影响，并指出植被对主动微波遥感土壤湿度的影响。利用土壤的微波散射特征反演土壤水分虽然不受大气和云的影响，物理意义明确，空间分辨率较高，但时间分辨率低，成本相对较高，且受地表粗糙度和植被覆盖的影响较大。

1.4 微波亮度温度特征

被动微波监测土壤水分，主要依赖于微波辐射计对土壤本身的微波发射或亮度温度进行测量，土壤的亮度温度除了受地表土壤水分的影响之外，还受到植被、雪覆盖、地形以及地表粗糙度等的影响。Njoku和Li^[26]利用C、X和Ka三个波段，根据微波亮度温度与土壤水分之间的关系，采用迭代算法反演土壤水分，该算法是AMSR-E全球土壤水分数据集的标准算法。Wigneron等^[27]利用L波段多角度数据，采用最优化迭代算法，模拟值亮温值与实测亮温相差最小时得到的土壤水分结果最为精确，该算法是SMOS全球土壤水分数据集的标准算法。利用微波亮度温度特征反演土壤水分的数据源主要是被动微波数据，微波具有一定的穿透深度，可以避免云和大气的影响，且时间分辨率较高，空间覆盖范围广，可在较短时间间隔进行大范围土壤水分监测。但该方法空间分辨率低，且会受到地表粗糙度和植被的影响。

2 植被特征在土壤水分反演中的应用

2.1 光学反射率特征

土壤水分影响植被生长状况^[28], 可通过监测植被生长状况间接监测土壤水分。植被在可见光波段受叶绿素吸收作用的影响, 反射率通常处于较低水平; 在近红外波段受叶片结构的影响, 反射率

处于较高水平; 在短波红外波段受叶片含水量中水分吸收的影响, 反射率下降, 存在两个吸收谷。当土壤水分较低, 造成植被缺水后, 植被在短波红外部分的反射率会增加, 近红外波段的反射率会降低(图2)。因此, 国内外学者根据植被的光谱特征, 通过构造植被指数来监测干旱或评估土壤水分。

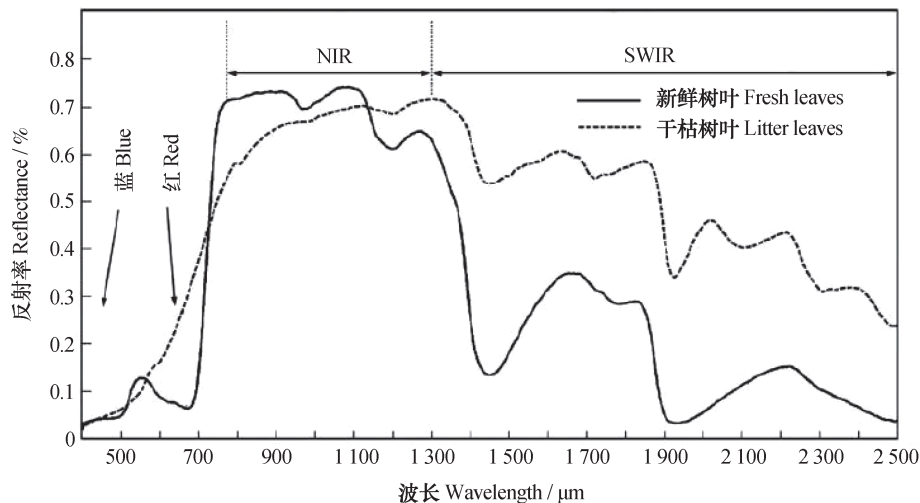


图2 干枯树叶与新鲜树叶的光谱反射率曲线^[29]

Fig. 2 Spectral reflectance curves of litter and fresh leaves^[29]

较常用的有归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), 以及基于长时间序列NDVI构建的植被状态指数 (Vegetation Condition Index, VCI)^[18] 和距平植被指数 (Anomaly Vegetation Index, AVI)^[30]。普布次仁结合站点观测的0~50cm的土壤水分数据, 通过将平均累计土壤水分值与NDVI进行相关分析, 发现NDVI累计值或最大值与土壤水分累计值的相关系数为0.60~0.65, 存在较明显的线性关系^[31]。随着研究的深入, Gao^[32]发现引入短波红外波段可以更有效地表示植被冠层含水量, 并基于近红外和短波红外波段构造了归一化水分指数 (Normalized Difference Water Index, NDWI)。同样利用近红外和短波红外波段, Ceccato等^[33]基于SPOT数据构造了全球植被水分指数 (Global Vegetation Moisture Index, GVMI), 并指出该指数对水分含量敏感且受大气噪声的影响较小。基于GVMI, 杜晓^[34]计算出中国范围内的植被水分, 并指出GVMI的计算结果和站点土壤水分数据

的相关系数为0.74, 验证了GVMI在中国区域的有效性。Xiao等^[35]利用SPOT-VGT和MODIS数据的近红外和短波红外数据构建了地表水指数 (Land Surface Water Index, LSWI)。Zhang等^[29]以短波红外和红波段作为监测波段, 蓝波段作为基准波段, 构建了可见光-短波红外干旱指数 (Visible and Shortwave Infrared Drought Index, VSDI), 具体计算见式(1)~式(2)。

$$LSWI = (R_{nir} - R_{swir}) / (R_{nir} + R_{swir}) \quad (1)$$

$$VSDI = 1 - (R_{swir} - R_{blue}) / (R_{red} - R_{blue}) \quad (2)$$

式中, R_{nir} 、 R_{swir} 和 R_{blue} 分别为近红外、短波红外和蓝光波段的反射率。研究表明VSDI可以实时监测不同土壤覆盖类型的干旱情况, 并且与实测土壤水分高度相关^[29]。因此, 通过分析植被覆盖区的光谱特征间的差异, 可以通过数学公式对敏感波段进行综合提高反演精度。

除了构建敏感波段的关系式外，红光-近红外特征空间可以用于土壤水分的反演。该特征空间最早由Richardson和Wiegand建立，用来表示植被覆盖情况（图3）。詹志明等^[36]通过进一步研究发现该特征空间也可以表征土壤湿度。如图所示，B点土壤含水量最高，D点次之、C点最低，基于

该变化规律，根据点到直线L的距离构建了土壤水分遥感监测模型（Soil Moisture Monitoring of Remote Sensing, SMMRS），并在北京顺义遥感试验场进行了遥感综合同步实验，结果表明该指数与0~20 cm平均土壤水分的相关系数为0.8，达到了较好的监测效果。

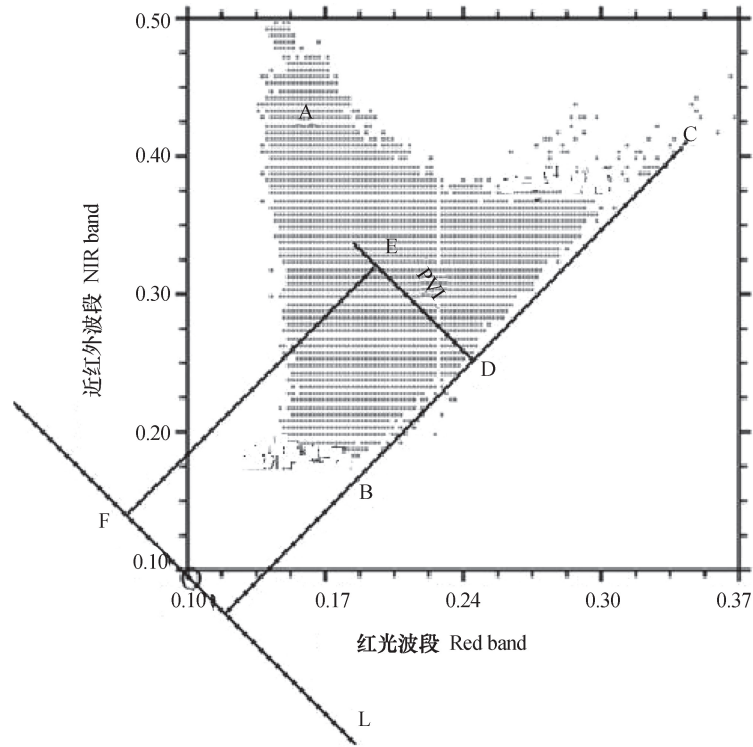


图3 红光-近红外特征空间^[36]

Fig. 3 The Red-NIR spectral feature space^[36]

$$SMMRS = 1 - \frac{1}{\sqrt{M^2 + 1}} (R_{red} + MR_{nir}) \quad (3)$$

式中， R_{nir} 和 R_{red} 分别为近红外和红光波段反射率， M 为土壤线斜率。

2.2 热红外特征

Goward等^[37]通过研究发现，当研究区的植被覆盖度变化范围很大时，地表温度和NDVI在散点图上呈现三角或梯形形状，并提出土壤水分等值线的概念。随后，Sandholt等^[38]基于该特征空间构建的温度植被干旱指数（Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI），该指数在光学特征的基础上，考虑了热红外特征，可以更好地表征土壤水

分状况。

$$TVDI = (T - T_{min}) / (T_{max} - T_{min}) \quad (4)$$

式中， T 为地表温度； T_{min} 为特征空间最低温度，即湿边； $T_{max} = a + b \times NDVI$ ，表示某一NDVI对应的最高温度， a 、 b 为线性拟合得到的系数。

姚春生^[39]利用MODIS及地面实测数据，通过TVDI指数反演土壤水分，验证了该指数的可用性。需要注意的是，TVDI需要定义特征空间的干边和湿边，特征空间的构建也需要基于已有的研究区，研究区要包括不同的植被覆盖条件以及不同土壤水分条件才能形成特征空间^[40]。

此外，受植被生理过程影响，利用植被特征对

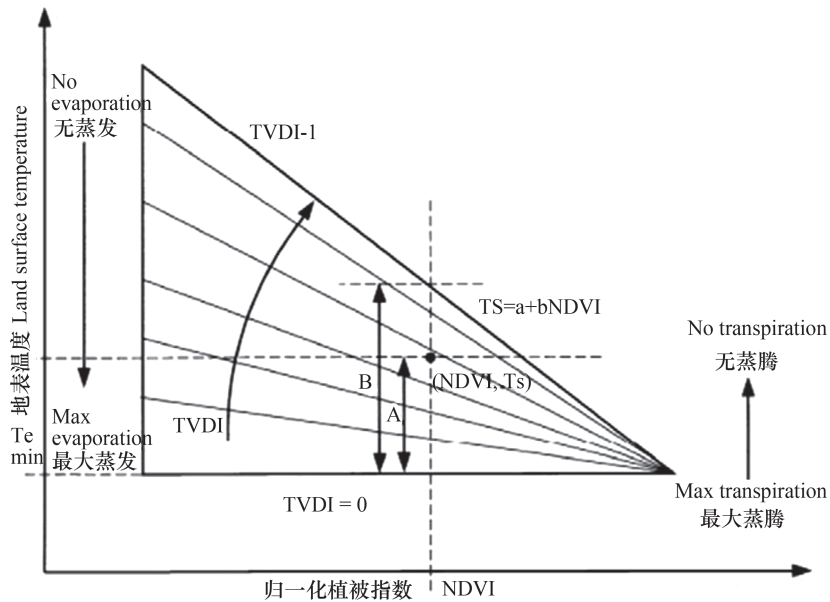


图4 TVDI特征空间

Fig. 4 Feature space of the TVDI

土壤水分进行反演存在滞后性。所以，在利用植被特征反演土壤水分时，可对植被特征的时滞性进行分析，也可以将滞后的植被特征和较为实时的土壤特征及气象特征进行综合，提高土壤水分反演的实时性。

3 气象特征在土壤水分反演中的应用

降雨、风速以及蒸散等气象特征会对土壤水分产生直接影响，如果在反演土壤水分的过程中，考虑大气特征，可以提高土壤水分反演的实时性及准确性。

马柱国等^[41]结合我国东部地区土壤水分、降水及气温资料，对不同区域土壤温度、降水和气温的变化趋势、年际变化及它们之间的相互关系进行分析。发现土壤水分与降水、气温及蒸散存在较好的线性关系。王素萍等^[42]通过分析不同时间尺度标准降水指数、相对湿润指数与土壤水分的相关关系，考虑前期气象干旱对后期土壤湿度的影响，并区分季节建立了多元线性回归模型得到土壤水分，在我国北部、西南以及黄淮海地区取得了较好的效果。焦俏等^[43]以黄土高原为研究区，分析了降雨对土壤水分的影响，探讨了土壤水分指数在近地表的时空变化中的应用情况。陈怀亮等^[44]考虑

到风通过影响地表热量交换和作物蒸散，会对地表温度产生影响，因此考虑用热惯量法反演土壤水分时，将风速的影响考虑进来，提出间接风速地形参数法，提高了反演浅层土壤水分的精度，并指出风速对土壤水分的影响主要集中在表层和较浅层，至30 cm以下时，风速可以忽略。

现有研究一般单独分析气象特征与土壤水分的关系，将气象特征与植被或土壤特征综合考虑的研究尚且不多。一般而言，气象特征对土壤水分的影响比较直接，而土壤特征或植被特征等基于遥感手段获取的特征受土壤水分的影响较为间接，遥感更多的表达一种综合信息，即遥感是对地表状态的综合观测，可以反映出除了降水及蒸散等气象特征影响外，其他因素（如灌溉等）对土壤水分的综合作用，因此可以综合考虑气象要素及土壤、植被等特征进行土壤水分的反演，以提高反演的实时性和准确性。

4 综合多特征变量的土壤水分反演模型

由于现实地表的复杂性，只考虑单一特征变量反演土壤水分具有局限性，表1以土壤特征、植被特征和气象特征为分类依据，总结了文中提到的土壤水分反演模型。并对其优缺点进行了介绍。

表1 基于不同特征变量反演土壤水分的模型及其优缺点

Table 1 Soil moisture inversion model and its advantages and disadvantages relative to ergenvariances

特征 Feature	模型 Model	优点 Advantage	缺点 Disadvantage
土壤 Soil	热惯量模型 Thermal inertia model	物理意义明确 Clear physical significance 在裸土地区精度较高 Suitable for bare soil area	在植被覆盖区适用性差 Poor applicability in vegetation coverage area 受云雾影响大 Susceptible to influence of clouds
	微波后向散射系数模型 Active microwave	物理意义明确 Clear physical significance	受地表粗糙度和植被覆盖度的影响 Susceptible to influence of surface roughness and vegetation coverage
	微波亮度温度模型 Passive microwave	受云雾影响小 Little affected by clouds	
	植被 Vegetation	敏感波段信息增强模型 Sensitive band information enhancement model	模型简单 The model is simple 可反映地表综合信息，适用于植被覆盖区 It can reflect comprehensive surface information and is applicable to vegetation coverage areas
	红光—近红外特征空间 Red-NIR spectral space model	空间分辨率高，可用卫星多 High spatial resolution, more satellites available for use	
	LST-VI特征空间模型 LST-VI space model		
气象特征 Meteorological	经验统计模型 Empirical model	实时性较好 Real-time performance 直接影响土壤水分的收支状况 Directness	未能考虑地表土壤植被状况等综合信息 Failure to take integrately into account land surface, soil, vegetation, etc.

由表1可知，利用单一特征的土壤水分反演方法存在局限性，为了更精确地反演土壤水分，结合实际需求，综合考虑多种特征变量进行土壤水分的反演。值得注意的是，综合利用土壤、植被以及气象特征进行土壤水分反演的研究目前较少。本文介绍了4个综合多特征变量构建土壤水分反演模型的方法。其中，前两个模型综合了植被特征和土壤特征，后两个模型综合考虑了土壤特征、植被特征及气象特征。

4.1 立方体模型

Amani等^[45]综合考虑了土壤特征和植被特征，选取垂直植被指数（PVI）、地表温度（LST）和土壤湿度（SM）作为立方体的坐标轴，首先基于红光-近红外特征空间构建计算了PVI和SM，然后加入LST构建三维特征空间，从D点到W点，土壤湿度逐渐由1降低至0（图

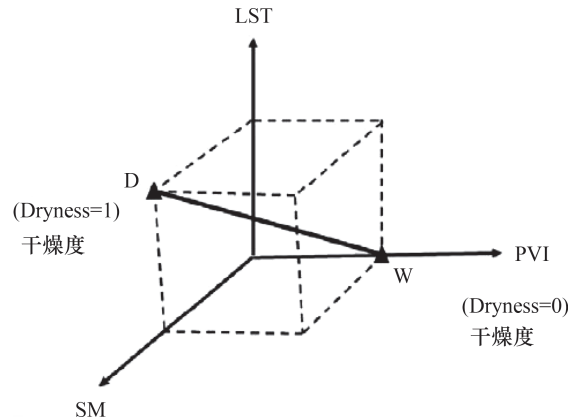


图5 TVMDI特征空间^[45]

Fig. 5 Feature space of TVMDI^[45]

5)。根据几何关系得到温度-植被-土壤湿度干旱指数（Temperature Vegetation Soil Moisture Dryness Index, TVMDI），具体计算见式

(5) ~ 式(7)。

$$SM = \frac{R_{nir} + R_{red} - b}{\sqrt{1 + \frac{1}{M^2}}} \quad (5)$$

$$PVI = \frac{R_{nir} - MR_{red} - b}{\sqrt{1 + M^2}} \quad (6)$$

$$TVMDI = \sqrt{LST^2 + SM^2 + \left(\frac{\sqrt{3}}{3} - PVI\right)^2} \quad (7)$$

式中, R_{nir} 和 R_{red} 分别为红光和近红外波段的反射率, M 和 b 分别为Red-NIR特征空间的截距和斜率。该方法得到的TVMDI值和实测土壤水分的相关系数为0.65^[45]。实验证明利用几何特征空间对土壤特征及植被特征进行综合可以达到较好的反演效果。

4.2 分区分段模型

在土壤水分反演过程中, 随着地表状况的改变, 不同特征变量的贡献率会发生变化, 因此可以基于植被特征进行分区, 构建基于不同特征变量的分段函数来反演土壤水分, 提高土壤水分反演的精度和适用性。在建立中国区域土壤湿度分布图时, 田国良^[8]首先根据物候信息, 以地区和季节作为分区标准, 将研究区分为裸土低植被覆盖区和高植被覆盖区, 在裸土低植被覆盖区考虑热惯量特征和后向散射特征, 高植被覆盖区主要考虑热红外特征和光学特征, 得到全国完整的土壤湿度分布图。此类方法需要一定的先验知识, 通过分区方法构建分段函数, 可以提高模型的适用性。

4.3 基准值+变化量模型

植被特征滞后于土壤水分、土壤水分滞后于气象特征, 在特定时间内, 可以将比较滞后的植被特征或土壤特征作为初始值, 将降雨、蒸散等气象特征作为变化量, 提高土壤水分反演的精度。

张显峰等^[46]利用可见光及被动微波数据结合气象特征, 特定观测时段内将土壤水分的变化分为基准值和变化量, 基准值表示观测周期土壤水分的最低状况, 而变化值取决于降水、蒸散等气象要素的影响。在计算基准值时基于NDVI设置阈值, 在低植被覆盖区考虑土壤的热红外特征, 在高植被覆盖区采用了综合热红外和光学的TVDI值, 在基准

值的基础上将微波特征及降水等气象特征作为变化量, 综合考虑可见光、红外以及被动微波反演土壤水分。该方法将被动微波传感器的高时间分辨率与光学遥感传感器的高空间分辨率的特性相结合, 同时引入降雨修正因子, 准确地估算大区域每日1 km分辨率的土壤水分信息, 建立了新疆表层土壤水分的反演模型, 模型反演结果和地面实测值的均方根误差为3.99, 可用于较高精度的大范围土壤水分监测^[46]。

4.4 神经网络模型

随着机器学习的发展, 研究人员尝试利用神经网络将土壤水分反演有关的特征变量进行综合。Yu等^[47]综合微波亮度温度特征和光学特征, 利用广义回归神经网络进行全球土壤水分估算, 将SMAP (the Soil Moisture Active and Passive) 土壤水分的时间分辨率提升至1天。结果显示, 广义回归神经网络估算土壤水分与SMAP的相关系数为0.75, 该研究为今后利用机器学习进行SMAP土壤水分降尺度研究提供了重要的参考价值。贾艳昌等^[48]综合考虑光学、热红外以及微波特征, 将Landsat和ASAR数据作为BP神经网络的输入, 结合实测样本构建土壤水分反演模型。该方法证实了BP神经网络算法对土壤水分特征变量进行检索和综合的巨大潜力。同样的, 杨婷等^[49]以青藏高原为研究区, 综合考虑植被光学特征、土壤热红外特征、微波散射特征以及包括DEM和降雨在内的辅助特征, 利用MODIS、AMSR-E、DEM数据以及TRMM数据, 基于神经网络模型综合反演土壤水分, 算法所获得的土壤水分与实测土壤水分的均方根误差为0.031。研究证明基于神经网络算法可以构建综合多特征变量的土壤水分反演模型。

5 土壤水分反演特征变量研究存在的问题与展望

5.1 存在问题

土壤水分虽然是水循环中一个相对稳定的变量, 但无论在空间范围内还是时间尺度上, 土壤水分均在不断地发生变化。无论是站点监测、模型模拟还是遥感反演, 单一的反演方法得到的土壤水分往往有一定的适用条件, 很难满足实际应用的需求。利用多源数据, 综合考虑影响土壤水分的多种

特征变量，可以提高土壤水分反演的时空分辨率以及反演精度。目前，土壤水分反演特征变量的选择存在以下问题。

(1) 土壤水分反演的特征变量研究的理论不足。反演土壤水分的过程中需要考虑多种特征变量，在现有的土壤水分反演过程中，人们关注更多的是反演波段的选择，即不同波段的光谱特征，很少有研究将不同波段反演土壤水分的机理差异抽象为特征变量，限制了各类土壤水分反演方法组合的可能性，从而降低了土壤水分反演算法的普适性。因此，基于土壤水分反演机理抽象出特征变量，寻找结合多种特征变量反演土壤水分模型的理论研究有待加强。

(2) 特征变量的综合运用存在缺陷。目前为止，由于传感器波段范围、辐射性能、成像时间的差异，构建长时间序列的时空连续、物理一致的土壤水分产品仍然较为困难，并且已有的土壤水分产品分辨率较粗，综合利用土壤水分反演特征变量提高土壤水分产品的精度仍然是目前需要解决的难点问题。

5.2 展 望

遥感技术的发展，特别是传感器种类的增加，使遥感图像时空分辨率得到提高，为获取土壤水分反演过程中更为有效的特征变量提供了可能。通常情况下，土壤水分的获取需要借助经验模型及大量实测数据，由于未充分挖掘土壤水分反演的特征变量，反演一般是以其他可以直接获取的地表参量为媒介通过经验模型间接得到的。为了减少土壤水分反演结果的不确定性，需要深入挖掘土壤水分反演的特征变量，构建综合模型来优化土壤水分反演的稳定性、适用性及准确性。未来可以考虑从以下3个方面对土壤水分反演的特征变量展开研究，以进一步提高土壤水分反演的精度及适用性。

(1) 土壤水分反演新特征变量的挖掘。土壤水分作为水循环的组成部分，除了受自身特性的影响，还受到太阳辐射、降水量、地形地势以及植被生长状况等多种因素的影响；同时，土壤水分的含量会影响土壤及植被的物理化学特性。因此，可以从影响土壤水分的变量以及受土壤水分影响的变量两个大方向来挖掘土壤水分反演过程中的特征变量。比如，可以通过利用重力卫星数据，探索基于重力卫星挖掘水循环过程中可用于反演土壤水分特

征变量的可能性。利用高光谱数据，筛选对土壤水分敏感的新型特征波段，以及对土壤水分敏感的植被生化组分含量等特征变量。通过结合高光谱卫星及重力卫星等数据，对已有的特征变量进行细化和补充，深入挖掘可用于土壤水分反演的特征变量。

(2) 土壤水分特征变量敏感性及其相互作用分析。在土壤水分理论研究及实验数据的支撑下，研究不同特征变量对土壤水分含量的敏感性，探索不同应用场景下特征变量对土壤水分敏感性的变化，为实际应用过程中筛选最优变量，提高反演精度提供参考。需要注意的是，特征变量间有时并非完全独立，当特征变量间联系过于紧密时，会造成特征变量的冗余现象。通过分析特征变量间的相互作用关系，可以减少特征变量的冗余，优化土壤水分反演过程中特征变量的选择。

(3) 特征变量的综合利用。单一特征变量反演土壤水分有一定的局限性，在综合利用特征变量进行土壤水分反演的过程中，研究尺度以及数据源的差异会造成土壤水分反演误差。因此，在基于特征变量反演土壤水分的研究中，根据研究尺度、研究目的筛选合适的特征变量，实现各特征变量的优势互补是未来的研究方向。在综合利用多种特征变量时，可以对基于遥感特征参量的信息进行互补，也可以在遥感和非遥感特征参量间进行互补。比如，利用基于光学的特征参量来对基于微波的特征参量进行降尺度研究，可以提高土壤水分反演的空间分辨率；结合气象数据及其他实测数据，利用同化模型可以提高土壤水分反演的精度及时间分辨率；利用各特征参量的相关关系，构建基于物理原理及几何空间模型，基于几何参数，构建土壤水分反演模型，可以增加模型的普适性；基于实测数据，和遥感观测得到的特征变量，通过数据挖掘、神经网络等方式，建立特征参量与实测值直接的关系，构建土壤水分反演模型可以提高土壤水分反演的时空分辨率。

总之，在遥感技术高速发展的背景下，充分利用各类遥感和非遥感信息，对土壤水分反演的特征变量进行挖掘、筛选及整合，根据不同的应用需求，生产出高质量的土壤水分产品是未来发展的方向。

参 考 文 献

- [1] 宋小宁. 光学与热红外陆地表层土壤水分遥感反演方

- 法. 北京: 科学出版社, 2016: 11—12
- Song X N. Optical and thermal infrared remote sensing of land surface soil moisture inversion method (In Chinese). Beijing: Science Press, 2016: 11—12
- [2] 高学睿, 魏素洁, 李悦, 等. 区域尺度农田土壤湿度研究方法综述与展望. 人民长江, 2013, 44 (S1): 63—66
- Gao X R, Wei S J, Li Y, et al. Overview and prospect of research methods of soil humidity in farmland (In Chinese). Yangtze River, 2013, 44 (S1): 63—66
- [3] 梅安新, 彭望球, 秦其明, 等. 遥感导论. 北京: 高等教育出版社, 2001
- Mei A X, Peng W L, Qin Q M, et al. Introduction to remote sensing (In Chinese). Beijing: Higher Education Press, 2001
- [4] Bowers S, Hanks R. Reflection of radiant energy from soils. Soil Science, 1965, 100 (2): 130—138
- [5] Srivastava P K. Satellite soil moisture: Review of theory and applications in water resources. Water Resources Management, 2017, 31 (10): 3161—3176
- [6] 陈书林, 刘元波, 温作民. 卫星遥感反演土壤水分研究综述. 地球科学进展, 2012, 27 (11): 1192—1203
- Chen S L, Liu Y B, Wen Z M. Satellite retrieval of soil moisture: An overview (In Chinese). Advances in Earth Science, 2012, 27 (11): 1192—1203
- [7] 王明霞, 毋兆鹏. 遥感监测土壤湿度综述. 干旱环境监测, 2013, 27 (4): 163—168
- Wang M X, Wu Z P. A review of researches on monitoring of soil moisture by remote sensing (In Chinese). Arid Environmental Monitoring, 2013, 27 (4): 163—168
- [8] 田国良. 土壤水分的遥感监测方法. 环境遥感, 1991, 6 (2): 89—98
- Tian G L. Methods for monitoring soil moisture using remote sensing technique (In Chinese). Remote Sensing of Environment, 1991, 6 (2): 89—98
- [9] Whiting M L, Li L, Using S L. Predicting water content using gaussian model on soil spectra. Remote Sensing of Environment, 2004, 89 (4): 535—552
- [10] Wang H, Li X, Long H, et al. Monitoring the effects of land use and cover type changes on soil moisture using remote-sensing data: A case study in China's Yongding River Basin. Catena, 2010, 82 (3): 135—145
- [11] Liu W D, Baret F, Gu X F, et al. Relating soil surface moisture to reflectance. Remote Sensing of Environment, 2002, 81 (2): 238—246
- [12] Bowers S, Smith S. Spectrophotometric determination of soil water content. Soil Science Society of America Journal, 1972, 36 (6): 978—980
- [13] 姚云军, 秦其明, 赵少华, 等. 基于MODIS短波红外光谱特征的土壤含水量反演. 红外与毫米波学报, 2011, 30 (1): 9—14, 79
- Yao Y J, Qin Q M, Zhao S H, et al. Retrieval of soil moisture based on MODIS shortwave infrared spectral feature (In Chinese). Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2011, 30 (1): 9—14, 79
- [14] 李萍. 黄河三角洲土壤含水量状况的高光谱估测与遥感反演. 山东泰安: 山东农业大学, 2016
- Li P. Hyperspectral estimation and remote sensing retrieval of soil water regime in the Yellow River Delta (In Chinese). Taian, Shandong: Shandong Agricultural University, 2016
- [15] Ångström A. The albedo of various surfaces of ground. Geografiska Annaler, 1925, 7: 323—342
- [16] 李小文, 汪骏发, 王锦地, 等. 多角度与热红外对地遥感. 北京: 科学出版社, 2001: 12—26
- Li X W, Wang J F, Wang J D, et al. Multi-angle and thermal infrared remote sensing (In Chinese). Beijing: Science Press, 2001: 12—26
- [17] Mcvicar T, Jupp D, Yang X, et al. Linking regional water balance models with remote sensing//Proceedings of the 13th Asian Conference on Remote Sensing, [S. l.]: Ulaanbaatar, Mongolia, 1992: 0
- [18] Kogan F. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. Advances in Space Research, 1995, 15 (11): 91—100
- [19] 田国良, 柳钦火, 陈良富. 热红外遥感. 北京: 电子工业出版社, 2006: 297—298
- Tian G L, Liu Q H, Chen L F. Thermal infrared remote sensing (In Chinese). Beijing: Electronic Industry Press, 2006: 297—298
- [20] Watson K, Rowan L, Offield T. Application of thermal modeling in the geologic interpretation of IR Images (thermal modeling for IR images geologic interpretation, discussing physical parameters role in materials natural environmental diurnal temperature behavior) //International Symposium on Remote Sensing of Environment, 7th, University of Michigan, Ann Arbor, Mich, [S. l.]: [s. n.], 1971: 2017—2041
- [21] Price J C. On the analysis of thermal infrared imagery: The limited utility of apparent thermal

- inertia. *Remote Sensing of Environment*, 1985, 18 (1): 59—73
- [22] 隋洪智, 田国良, 李建军. 热惯量方法监测土壤水分// 黄河流域典型地区遥感动态研究. 北京: 科学出版社, 1990
- Sui H Z, Tian G L, Li J J. The thermal inertia method used to monitor soil moisture (In Chinese) //Dynamic study of remote sensing in typical areas of the Yellow River Basin. Beijing: Science Press, 1990
- [23] Petropoulos G P, Ireland G, Barrett B. Surface soil moisture retrievals from remote sensing: Current status, products & future trends. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2015, 83: 36—56
- [24] Barrett B W, Dwyer E, Whelan P. Soil moisture retrieval from active space borne microwave observations: An evaluation of current techniques. *Remote Sensing*, 2009, 1 (3): 210—242
- [25] 高峰, 王介民, 孙成权, 等. 微波遥感土壤湿度研究进展. *遥感技术与应用*, 2001, 16 (2): 97—102
- Gao F, Wang J M, Sun C Q, et al. Advances in study on microwave remote sensing of soil moisture (In Chinese). *Remote Sensing Technology and Application*, 2001, 16 (2): 97—102
- [26] Njoku E G, Li L. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6-18 Ghz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37 (1): 79—93
- [27] Wigneron J, Waldteufel P, Chanzy A, et al. Two-dimensional microwave interferometer retrieval capabilities over land surfaces (SMOS Mission). *Remote Sensing of Environment*, 2000, 73 (3): 270—282
- [28] Holzman M E, Rivas R, Piccolo M C. Estimating soil moisture and the relationship with crop yield using surface temperature and vegetation index. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 28: 181—192
- [29] Zhang N, Hong Y, Qin Q, et al. VSDI: A visible and shortwave infrared drought index for monitoring soil and vegetation moisture based on optical remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34 (13): 4585—4609
- [30] 陈维英, 肖乾广, 盛永伟. 距平植被指数在 1992 年特大干旱监测中的应用. *环境遥感*, 1994, 9 (2): 106—112
- Chen W Y, Xiao Q G, Sheng Y W. Application of the Anomaly Vegetation Index to Monitoring Heavy Drought in 1992 (In Chinese). *Remote Sensing of Environment*, 1994, 9 (2): 106—112
- [31] 普布次仁. 归一化植被指数与降水量, 土壤湿度的关系. *气象*, 1995, 21 (12): 8—12
- Pubu C. The relationship, between NDVI and precipitation and soil moisture (In Chinese). *Meteorological Monthly*, 1995, 21 (12): 8—12
- [32] Gao B. Normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space//Spie' s 1995 Symposium on OE/aerospace Sensing and Dual Use Photonics, [S. l.]: International Society for Optics and Photonics, 1995: 225—236
- [33] Ceccato P, Flasse S, Tarantola S, et al. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 77 (1): 22—33
- [34] 杜晓. 植被叶面水遥感监测及其时空特征分析. 北京: 中国科学院遥感与数字地球研究所, 2006
- Du X. Research on vegetation leaf water monitoring by remote sensing and spatio-temporal character analysis (In Chinese). Beijing: Institute of Remote Sensing and Digital Earth Chinese Academy of Sciences, 2006
- [35] Xiao X, Hollinger D, Aber J, et al. Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needle leaf forest. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89 (4): 519—534
- [36] 詹志明, 秦其明, 阿布都瓦斯提·吾拉木, 等. 基于 NIR-Red 光谱特征空间的土壤水分监测新方法. *中国科学. D 辑: 地球科学*, 2006 (11): 1020—1026
- Zhan Z M, Qin Q M, Ghulam A, et al. A new method of soil moisture monitoring based on NIR-red spectral feature space (In Chinese). *Science in China Ser. D Earth Science*, 2006 (11): 1020—1026
- [37] Goward S N, Cruickshanks G D, Hope A S. Observed relation between thermal emission and reflected spectral radiance of a complex vegetated landscape. *Remote Sensing of Environment*, 1985, 18 (2): 137—146
- [38] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 79 (2): 213—224
- [39] 姚春生. 使用 MODIS 数据反演土壤水分研究. 北京: 中国科学院遥感与数字地球研究所, 2003
- Yao C S. Study on soil moisture using MODIS data (In Chinese). Beijing: Institute of Remote Sensing and Digital Earth Chinese Academy of Sciences, 2003
- [40] 蔡亮红, 刘建丽, 魏阳. 基于多源数据的土壤水分反演及空间分异格局研究. *土壤学报*, 2017, 54 (5): 1057—1067

- Cai L H, Liu J L, Wei Y. Spatial variation and inversion of soil moisture based on Multi-Source Data (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2017, 54 (5): 1057—1067
- [41] 马柱国, 魏和林, 符淙斌. 中国东部区域土壤湿度的变化及其与气候变率的关系. *气象学报*, 2000, 58 (3): 278—287
- Ma Z G, Wei H L, Fu Z B. Relationship between regional soil moisture variation and climatic variability over East China (In Chinese). *Acta Meteorologica Sinica*, 2000, 58 (3): 278—287
- [42] 王素萍, 张存杰, 宋连春, 等. 多尺度气象干旱与土壤相对湿度的关系研究. *冰川冻土*, 2013 (4): 865—873
- Wang S P, Zhang C J, Song L C, et al. Relationship between soil relative humidity and the multiscale meteorological drought indexes (In Chinese). *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2013 (4): 865—873
- [43] 焦俏, 王飞, 李锐, 等. ERS 卫星反演数据在黄土高原近地表土壤水分中的应用研究. *土壤学报*, 2014, 51 (6): 1388—1397
- Jiao Q, Wang F, Li R, et al. Application of inversion of European remote sensing satellites data to investigation of near-surface soil moisture in Loess Plateau (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2014, 51 (6): 1388—1397
- [44] 陈怀亮, 冯定原, 邹春辉, 等. 用NOAA/AVHRR资料遥感土壤水分时风速的影响. *南京气象学院学报*, 1999, 22 (2): 219—224
- Chen H L, Feng D Y, Zhou C H, et al. Wind speed impact on soil moisture remote sensing in terms of NOAA/AVHRR data (In Chinese). *Transactions of Atmospheric Sciences*, 1999, 22 (2): 219—224
- [45] Amani M, Salehi B, Mahdavi S, et al. Temperature-vegetation-soil moisture dryness index (TVMDI). *Remote Sensing of Environment*, 2017, 197: 1—14
- [46] 张显峰, 赵杰鹏, 包慧漪, 等. 基于AMSR-E与MODIS数据的新疆土壤水分协同反演与验证. *土壤学报*, 2012, 49 (2): 205—211
- Zhang X F, Zhao J P, Bao H Y, et al. Co-inversion and validation of large-area soil moisture based on MODIS and AMSR-E data (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2012, 49 (2): 205—211
- [47] Yu F, Zhao Y, Li H. Soil moisture retrieval based on Ga-BP Neural Networks Algorithm. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2012, 31 (3): 283—288
- [48] 贾艳昌, 谢谟文, 姜红涛. 全球36 km格网土壤水分逐日估算. *地球信息科学学报*, 2017 (6): 854—860
- Jia Y C, Xie M W, Jiang H T. Daily estimate of global 36 km grid soil moisture (In Chinese). *Journal of Geo-information Science*, 2017 (6): 854—860
- [49] 杨婷, 陈万秀, 万玮, 等. 基于光学与被动微波遥感的青藏高原地区土壤水分反演. *地球物理学报*, 2017, 60 (7): 2556—2567
- Yang T, Chen X W, Wan W, et al. Soil moisture retrieval in the Tibetan Plateau using optical and passive microwave remote sensing data (In Chinese). *Chinese Journal of Geophysics*, 2017, 60 (7): 2556—2567

A Review of Researches on Inversion of Eigenvariance of Soil Water

WANG Junxia^{1,3} PAN Yaozhong^{2,3,4} ZHU Xiufang^{1,2,3†} SUN Zhangli^{1,3}

(1 State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

(2 Key Laboratory of Environment Change and Natural Disaster, MOE, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

(3 Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Faculty of Geographical Sciences, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

(4 State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Jointly Sponsored by Beijing Normal University and Institute of Remote Sensing and Digital Earth of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100875, China)

Abstract Soil moisture is an integral part of the water, energy and biogeochemical cycle. The information about soil moisture is of great significance to researches on water resources management, agricultural production and climate change. Soil moisture monitoring can be divided into three categories in light of data acquisition method: direct measurement at monitoring sites, simulation and assimilation of

soil moisture, and inversion based on remote-sensing data. The remote sensing technology features large-scale synchronous observation, covering a range that is not limited by the distribution of ground stations. Then the remote-sensing data based inversion algorithm of soil moisture is an important means of obtaining soil moisture information. However, as soil moisture is strongly influenced by a variety of factors, such as soil properties, surface coverage and meteorological conditions, it is high in spatial heterogeneity. So, it is very difficult to derive large-scales high quality soil moisture data just based on inversion with a single method or single data source. In this paper, factors affecting the inversion of soil moisture were collated, four synthetic multi-featured models for soil moisture inversion were summarized, and existing problems and developmental trends of the inversion processes analyzed. The eigenvariances currently used in soil moisture inversion can be generally sorted into three categories: soil, vegetation and meteorological characteristics. Soil characteristics can be further divided into soil optical reflectance, thermal infrared, microwave brightness and temperature and microwave backscatter coefficient, and vegetation characteristics into vegetation optical reflectance and thermal infrared, while meteorological characteristics include rainfall, wind speed, and evapotranspiration and so on. In this paper, synthetic models for multi-featured eigenvariance inversion of soil moisture were summarized, that is, Temperature Vegetation Soil Moisture Dryness Index model (TVMDI), partition statistics model, benchmark value plus variation model, and artificial neural network model. TVMDI is a cubic model based on land surface temperature, vertical vegetation index and soil moisture, and its use enhances correlativity of prediction with measured value. The partition statistics model is to choose an optimal model for each region for inversion, through analyzing types of land cover. The benchmark value plus variation model is to divide the variation of soil moisture during a specified observation period into benchmark value and variation. The former represents the bottom of soil moisture during that period, and the latter depends on precipitation, evapotranspiration and some other meteorological factors, while integrating remote-sensing meteorological information. The artificial neural network model integrate multi-featured eigenvariances into soil moisture inversion. The analysis of existing problems in and developmental trend of the use of eigenvariance in soil moisture inversion process indicates that the research on adoption of the theory of eigenvariance in soil moisture inversion is insufficient and comprehensive application of the theory is not deep enough, and stresses that coupled application of various eigenvariances may improve accuracy of soil moisture inversion, which is the hot spot of future researches.

Key words Features variables; Soil moisture; Inversion; Remote sensing

(责任编辑：檀满枝)