中国农业信息
第 31 卷第 1 期 2019 年 2 月　　2019，31（1）：11–23
China Agricultural Informatics
Vol.31，No.1 Feb.，2019

地表组分温度遥感反演算法研究进展*

张舒婷，段四波※，幸泽峰，韩晓静，冷　佩
（中国农业科学院农业资源与农业区划研究所，北京 100081）

摘要：【目的】地表组分温度是定量遥感反演的一个关键参数，在能量平衡过程模型和地表自然灾害监测中具有重要意义。**【方法】**过去的几十年中，国内外大量研究人员针对地表组分温度的反演提出了不同的方法和模型。文章系统回顾了现有的地表组分温度热红外遥感反演算法，包括多角度算法、多波段算法和时空信息算法，分析了各种反演算法的优缺点，评述了地表组分温度的验证方法。**【结果 / 结论】**地表组分温度反演方法发展至今已经取得了阶段性进展，有些研究成果已得到广泛运用。由于地表结构复杂性、卫星传感器硬件技术及卫星发射成本等客观因素的影响，地表组分温度反演仍存在一些难点和亟待解决的问题，如有效比辐射率会随观测角度的变化而改变的问题、多角度和多波段数据的相邻角度和波段数据之间均存在相关性较高的问题、多角度传感器不同角度观测到的目标面积和观测时间不一致的问题等。未来地表组分温度遥感反演仍然是一个需要不断深入研究的内容。

关键词：热红外遥感；地表温度；组分温度
DOI：10.12105/j.issn.1672–0423.20190102

0　引言

地表温度（Land Surface Temperature，LST）是地表能量平衡和温室效应的一个重要指标，是区域和全球尺度地表物理过程的关键因子[1–3]。在很多基础科学和应用领域中，地表温度能够提供地表能量平衡状态的时空变化信息，在数值预报、全球环流模式及区域气候模式研究领域得到大量运用[4–8]。截止目前，国内外研究人员利用卫星的热红外数据特点，对辐射传输方程和发射率使用了不同的假设和近似，提出了不同的地表温度反演方法。主要有单通道算法、多通道算法、多角度算法、多时相算法和高光谱反演算法，这些算法取得了巨大成功，所反演的地表温度在很多研究领域都得到了广泛运用[9–14]。

然而，自然状态下地表温度的分布极不均匀，地表目标多数为三维的、组成成分复

收稿日期：2019–01–10
第一作者简介：张舒婷（1993—），硕士研究生。研究方向：热红外定量遥感。Email：zhangshuting@caas.cn
※ **通信作者简介：**段四波（1983—），博士、副研究员。研究方向：热红外定量遥感。Email：duansibo@caas.cn
* **基金项目：**国家自然科学基金项目“热红外与被动微波遥感地表温度融合方法研究”（41871275）

杂的、温度分布不均一的开放复杂体，像元尺度的平均温度缺乏对真实温度分布的代表性。因此不能把遥感像元简单地当作一个均匀平面，而必须考虑它的三维几何结构、物质构成、多次散射和非同温性质[15]。在典型的植被 / 土壤系统构成的混合像元内，如果可以得到植被冠层温度和土壤温度，就可以更加精确地计算植被水分蒸腾量和土壤水分含量，进而可以计算得到作物缺水指数、大气二氧化碳消耗量、作物干物质产量等[16]。而这些参数在作物长势监测、干旱监测及全球气候动力模型中都是至关重要的，很多关于地表能量平衡过程模型都需要输入组分温度以提高精度[17]。在大量的地表温度应用领域需要的是物理意义明确，精度高的地表组分温度。因此，组分温度比像元“混合温度”更具明确的物理意义和应用价值。

1 地表组分温度遥感反演算法

遥感像元视场内通常包含多种地物，尤其是对于低空间分辨率的像元，这种混合像元通常被认为是由几种均一的地物组成。对于这种非均匀和非同温像元，传感器在大气顶端所观测到的辐射是由几种不同组分构成的综合辐射。因此，像元平均温度不能反映每种组分的真实温度，特别是对于有稀疏植被覆盖的干旱和半干旱地区，这些地区的植被和土壤组分温度往往差别很大。

过去的几十年中，国内外大量研究人员针对组分温度的反演提出了不同的方法和模型。在发现地表热辐射各向异性之后，国内外研究人员先后提出增加角度和波段观测信息可以增加方程数量，从而增大反演地表组分温度的可能性。截止目前，地表组分温度遥感反演方法主要有多角度算法、多波段算法和时空信息算法。

1.1 多角度算法

热红外多角度法反演组分温度，利用传感器接收到的多角度单通道或多通道数据，在去除大气影响后，如果组分间的温度及发射率存在明显差别，通过合理的假设构建一种反映热红外辐射传输过程的组分温度反演模型，并采用一定的反演方法得到组分温度。

多角度算法主要基于第一代欧洲遥感卫星（ERS-1）搭载的沿轨扫描辐射计（ATSR）发展而来。ATSR 系列数据两个角度观测时间间隔 2 min，被认为是准实时的双角度数据，一个是垂直观测，天顶角范围是 0~21.6°，另一个是前向观测，天顶角范围是 52~55°[18]。利用多角度热红外（TIR）数据建立反演模型，模型中未知数的数量一般大于方程个数，这使得组分温度的反演成为一个病态问题。贝叶斯反演方法被认为是求解欠定方程的最佳方法，很多学者都采用贝叶斯方法或者遗传算法的策略来反演组分温度。为实现组分温度的高精度反演，前人致力于地表非同温混合像元热辐射方向性模型的建模研究，并提出了多种模型。

1.1.1 基于冠层辐射传输方程模型

早期的组分温度反演多采用线性冠层辐射传输方程模型，Kimes[19] 在辐射传输模型中将植被和土壤简化为混合介质，用线性方程描述向下和向上穿过平板介质的辐射通量。

在假设植被和土壤的比辐射率都为 1 的情况下，Otterman[20] 等人首次提出了一个简单的线性模型，探讨了反演混合像元中植被和土壤组分温度的可能性，并认为如果可以从其他观测数据或者辅助信息中，获得给定观测方向中土壤所占混合像元的面积比例，就可以反演得到土壤和植被组分温度。Norman[21] 等研究表明，在宽波段热红外区域，忽略冠层的腔体效应，可以建立地表辐射温度与组分温度的简单线性模型，从而实现土壤和植被温度的分离。Francois[22] 等研究表明，若不考虑冠层的腔体效应，基于 Otterman 线性模型计算植被冠层的亮度温度将会造成 2 K 左右的低估，有的情况甚至会高达 3.5 K。因此，组分间的多次散射造成的腔体效应不容忽视。Shi[23] 在上述模型基础上针对不连续植被冠层进一步发展了线性模型，将传感器接收的辐射分为 4 个部分：植被辐射、冠层下土壤辐射、裸土辐射和反射的大气下行辐射。利用 Therm5A 模型模拟验证该新模型，当叶面积指数（LAI）小于 6.0 时，模型误差不超过 0.5℃；地面实验验证结果表明，即使混合像元内垂直观测和后视观测热辐射温度差异较小，该模型仍能准确地反演组分温度。验证结果认为该模型能运用到干旱与半干旱区域。Bian[24] 等通过对典型土壤和植被构成的地表进行热辐射观测，发现光照土壤与阴影土壤之间的温差较大，而光照冠层与阴影冠层之间的温差很小，因此将光照冠层与阴影冠层看作同一组分。采用 FR97 模型，将土壤组分划分为阳光照射和阴影部分，计算了组分有效发射率矩阵，选择贝叶斯反演方法实现了典型农业区域的组分温度反演。之后，Bian[25] 等结合叶片聚集度指数测试了 FR97 模型在 4 个组分温度反演上的应用，探讨了该模型在种植作物和森林冠层上的应用效果。改进后模型的局限性在于只考虑了椭圆形树冠的状况，不能应用于圆锥形树冠。

为了满足理论和实际运用需求，Norman[26] 等提出了有效发射率的概念。Kustas[27] 等考虑冠层的腔体效应，使用 ATSR 双角度观测数据和有效发射率，分离了土壤和植被。一些研究人员引进组分有效发射率或矩阵表达式的概念用于反演组分温度[28-30]。组分有效发射率，是观测角度、像元结构、组分发射率的函数，独立于组分温度。对于有特殊价值的重点研究区域，如果能够得到像元的结构参数和组分发射率等先验知识，可以通过模型模拟得到组分有效发射率[31-32]。李召良[33] 等基于土壤和植被系统热辐射线性模型，在充分考虑组分间多次散射的情况下定义了组分有效发射率，使用冠层间隙率取代复杂的参数模型，利用 ATSR-2 卫星两个角度观测的热红外数据分离了土壤和植被组分温度。刘强[34] 利用 AMTIS 多角度航空遥感数据结合 SAIL 模型计算组分的有效发射率，反演得到了冬小麦研究区地表组分温度。范闻捷[3] 等以 AMTIS 多角度热红外图像为数据源，利用矩阵反演方法分解混合像元中的植被和土壤温度。误差分析表明土壤温度反演结果较好，但植被温度的反演精度不高。Andreu[35] 利用多角度航空遥感数据，结合 Kustas 等 1997 年提出的双角度模型分解得到植被和土壤温度，为保证从双角度观测中精确提取土壤和植被冠层温度，观测角度需要有 40~60° 的差异。

1.1.2　基于几何光学模型

除冠层辐射传输方程模型之外，几何光学模型也是多角度反演组分温度的重要算法，使用较多的几何光学模型为 Li-Strahler Friedl 模型（LSF 模型）和行结构模型。Li-Strahler

几何光学模型使用圆锥体模拟树冠，把像元分解为光照背景、光照冠层、阴影背景、阴影冠层 4 种组分（4 分量），认为 4 分量的面积比随太阳和观测方向变化是冠层二向反射的主要原因[36]。王锦地[37]等通过室内实验，假设环境辐射各向同性，椎体稀疏分布时忽略多次散射，使用 Li-Strahler 几何光学模型观测获得各组分的面积比，提出了一个简单的方向热辐射模型来描述像元热辐射与像元组分参数之间的关系。何立明[38]等发展了一种迭代算法，利用分裂窗算法进行大气校正，并引入 LSF 模型计算等效方向发射率，利用 ATSR-2 双角度观测反演地表组分温度，同时进行大气校正。范闻捷[39]等提出了求取“最优视角组合”的方法，用于组分温度的反演。Cao[40]等利用机载多角度图像数据，提出一种新的几何光学模型来模拟连续作物和道路混合场景的方向亮度温度分布。另外一种常用的几何模型是行结构模型，农作物经常是以垄行结构播种的，在封垄以前，行结构引起辐射方向性与垄向明显相关[41]。Kimes[42]观测了垄行作物冠层的方向辐射温度变化，把作物看作不透明的几何体，建立了辐射温度的方向性模型，用于反演行播棉花的组分温度。王奋勤[43]等以行播冬小麦为例，提出了一种利用先验知识，将矩阵表达与对象统计特性相结合的组分温度反演方法，结果表明该方法减小了矩阵的相关性带来的不稳定性，提高了反演的稳定性和精度。Fan[44]等通过矩阵模型，以典型的垄行结构种植的冬小麦为例反演组分温度，其中包括冠层的 3 个等温层组分、光照土壤和阴影土壤，结果表明垄行作物结构模式会影响组分温度的反演精度，模拟和地面试验结果表明，迭代方法可以明显提高地表温度和冠层温度的反演精度，迭代法结合逆矩阵是一种反演组分温度的稳定方法。黄华国[45]等人以冬小麦为例，采用“热像仪—定面积法”的改进方法“虚拟圈”结合“交叉点法”自动提取植被冠层方向亮度温度，并进行时间效应纠正。Colaizzi[46]等提出了一种在圆形或椭圆形视场反演组分温度的方法，将作物建模为连续椭球体，计算垄行作物在圆形或椭圆形视场内出现的光照植被、阴影植被、光照土壤和阴影土壤的相对比例，通过获得的组分参数进而可以反演组分温度。

此外，Liu[47]等提出了利用机载多角度图像数据，将可见光 / 近红外（VNIR）和热红外（TIR）信息相结合的半经验方法来分离叶片和土壤亮度温度。其算法基于 VNIR 和 TIR 波段数据之间的局部相关性，利用邻域像元数据线性回归得到 VNIR 和 TIR 数据之间的经验关系，并由此得到植被和土壤组分温度分离公式。验证结果表明反演结果可以反映组分温度在空间和时间上的变化趋势，精度在 3℃以内，植被和土壤亮温差可以达到 20℃以上。该算法反演的只是土壤和植被的亮温数据，进一步得到真实的植被和土壤温度，还需进一步研究。

由于多角度热红外遥感包含地物几何结构信息，多角度遥感被认为是反演混合像元组分温度的最佳工具，但在实际反演过程中仍存在很多问题，对于多角度观测，不同天顶观测角对应不同分辨率的像元。例如 ASTR 卫星垂直观测方向的空间分辨率约为 1 km × 1 km，而前视观测方向的空间分辨率约为 1.5 km × 2 km，不同观测角的空间分辨率不同，导致不同角度的热红外数据在空间上无法匹配，在反演地表组分温度时会产生不确定性[48]。Menenti[49]等使用 ATSR-1、ATSR-2 数据结合地面多角度观测数据反演并

验证组分温度，验证结果表明 ASTR 卫星两个观测角度观测的大气状况、地表分辨率和地表异质性对组分温度的反演结果影响较大，在反演组分温度时需要对这种情况进行大气校正和重采样处理。Jia[50] 等针对上述问题，通过平滑窗口分别对垂直观测和前视观测影像进行平滑处理，得到大致相同面积的地面像元。但是两个角度的卫星传感器接收的热辐射反映了不同的地表贡献，这种处理会使最终的反演结果产生较大的误差。杨锦鑫[51] 等针对 AASTR 数据的两个角度进行数据配准，结合线性混合模型反演得到了张掖绿洲整个生长季的组分温度，通过与 Liu 等用 WIDAS 机载遥感数据反演的组分温度的比较，数据配准后的 AASTR 双角度数据反演得到的组分温度在数值以及变化趋势上合理可靠。

其次，ATSR 系列数据两个角度观测时间间隔 2 min，被认为是准实时的双角度数据，在反演组分温度时往往忽略时间变化因素。然而，地表温度随时间变化较快，难以获得同一时刻的地表温度，在反演组分温度时会引起一定的误差。

此外，具有多角度观测能力的热红外卫星传感器主要有 ATSR-1、ATSR-2、AATSR 和 SLSTR，其中 ATSR-1、ATSR-2 和 AATSR 这些传感器都已经退役，无法提供 2012 年 5 月后的多角度数据。当前，多角度观测数据主要来自于 AATSR 的继承者 SLSTR 传感器和机载传感器，机载传感器获取数据只能运用于小范围区域，无法实现全球性及长时间序列的地表观测。

1.2 多波段算法

多角度法反演组分温度主要利用了传感器多角度观测信息，然而目前大部分红外传感器都不具备多角度观测能力。因此，针对多角度算法这一缺点，一些学者提出利用多光谱信息来反演地表组分温度。增加波段信息相当于增加了反演方程数量，能增加反演组分温度的可能性。

为了从多光谱遥感影像中反演地表组分温度，Szymanski[52] 等利用 ASTER 和 MODIS 数据的中红外波段（MWIR）和 TIR 波段建立方程组，MWIR 波段的加入有效地提高了组分温度的精度。Liu[53] 等使用贝叶斯方法，引入先验知识，利用 ASTER VNIR 数据获得地表结构信息，使用光谱仪实测得到研究区小麦和土壤组分的发射率，采用组分等效发射率模型和迭代线性回归反演算法，反演得到组分温度，但反演精度较差，分析结果认为是相邻波段的热红外数据相关性较大。陈腾云[54] 基于 ASTER 的 VNIR 和 TIR 数据，结合遗传算法理论，反演得到组分温度。Song[55] 等探讨了一种利用 MODIS 双波段 TIR 数据提取组分温度的实用方法，以草地为研究对象，因植被结构较为简单，阴影较小，因此忽略了混合像元空间结构特征，近似认为混合像元的辐射总能量是各组分辐射能力与其所占面积百分比的加权和，并采用遗传算法解决反演欠定问题，反演得到了植被结构较为简单的草场亚像元尺度的植被、土壤组分温度。梁文广[56] 等利用单通道算法建立的 MODIS 地表温度反演模型计算地表温度，再根据地表温度建立组分温度反演模型，计算得到鄱阳湖地区植被、土壤温度。孙静[57] 通过蒙特卡罗模拟模型计算得到 ASTER 的 5 个近红外波段的组分有效比辐射率，利用线性公式计算出热红外波段像元尺度的有效比辐射率，反演得到小麦种植区的组分温度。Lundquist[58] 等以积雪和森

林构成的混合像元为研究目标，提出了使用 MODIS 的 3 个中红外波段和两个热红外波段所探测到的亮度温度的差异来分离积雪与森林的组分温度的算法，结果表明该方法适用于森林覆盖率为 20%~80% 的积雪区。Xie[59-60] 等人通过机载 WSIS（Wide Spectrum Imaging Spectrometer）传感器获得多波段遥感数据，基于组分温度反演线性模型，使用 VNIR 数据和 8 个 TIR 数据建立土壤和小麦组分温度线性方程组，利用贝叶斯方法求解线性方程组得到组分温度，但该方法仅适用于小范围组分温度反演。Cao[61] 对 TIR 波段的光谱不变性进行了扩展，提出了一种基于光谱不变性的均匀冠层的腔效应计算方法。在此基础上，建立了一种模拟均匀冠层方向发射率的物理分析模型。在这个模型中无需使用经验因子就可以直接分离叶片和土壤的贡献，使用该模型有望更准确地反演地表组分温度。

加入热红外波段外的波段信息，为实现组分温度分离提供了可能性，但是多波段数据的相邻波段数据之间相关性较高，构建反演模型时会产生欠定方程，增加方程解的不确定性。孙柯[62] 等人根据 MODIS 数据获取特点，提出两种组分温度的反演方案，第一种方案是多波段算法，利用 Terra 卫星上 MODIS 32 和 33 两个波段数据反演组分温度；第二种方案是利用 Terra 和 Aqua 两颗卫星上 MODIS 32 波段数据结合遗传算法协同反演出上午和下午组分温度，验证结果表明遗传算法可以较好地处理欠定问题和波段之间的高相关性，双星联合反演的精度较高。

1.3 时空信息反演算法

近年来，逐渐有利用时间和空间信息来反演组分温度的相关研究。时空信息反演算法主要是指利用单一观测角度的传感器接收的热红外数据为数据源，充分挖掘时间和空间信息来反演地表组分温度的算法。

1.3.1 利用 LST/VI 空间反演组分温度

在 20 世纪 90 年代，出现了一种将地表温度和植被指数或覆盖度联立起来计算地表土壤水分和湍流通量的新方法[63-64]。这种被称为“三角形”或“梯形”空间（LST/VI）的方法允许来自影像的像元分布来固定模型的边界条件，从而降低了常规方法对辅助大气和地表数据的需求。如果存在足够大量的像元，去除云和水的异常值，使用这些像元构成的 LST/VI 空间在图形上类似于三角形或者梯形。在 LST/VI 空间中，地表温度随植被覆盖度的增加而降低，土壤水等值线一般近似为直线。基于这些研究基础，LST/VI 空间被广泛应用于蒸散发建模和土壤水分监测[65]。

张仁华[66-67] 等人提出了利用热红外波段数据反演的地表温度与可见光近红外波段数据结合建立 LST/VI 空间，通过合理假设，利用其空间分布信息来分解混合像元温度。图 1 提供了典型梯形 LST/FVC 空间的概念示意图。

梯形空间中定义如下 4 个点：T_{sd} 和 T_{sw} 分别代表裸土时土壤水为 0 和土壤水饱和点；T_{vd}，T_{vw} 分别为植被全覆盖时，蒸发量最小和最大的点，编号①为理论干边，②为观测干边，③为理论湿边，④为观测湿边，⑤为植被覆盖度等值线，⑥为土壤水等值线。上述定义了所有理想的地表条件，即有最干燥和最潮湿的全裸土和全植被覆盖。实际上，研究区内各种土壤湿度和植被覆盖度总是未知数，从而形成②观测干边和④观测湿边，真

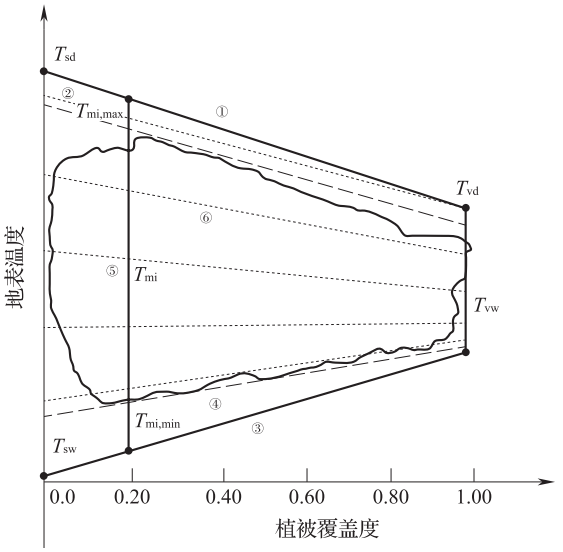

图 1　地表温度与植被覆盖度散点图

Fig.1　Scatter plot of surface temperature and vegetation coverage

实干边和真实湿边需要其他方法来确定。Carson[65]等的研究表明，在梯形空间中，存在土壤水等值线（图 1 ⑥）而且等值线为直线，可以通过线性插值方法获得。基于 LST/FVC 空间的研究基础，Zhang[2]等认为梯形空间中土壤水等值线上的 T_s–T_v 的差值相等，T_s 相等，T_v 也相等，变化的仅仅是植被覆盖度。基于这些假设，可以推导得到土壤和植被温度的表达式。

基于 LST/VI 空间思想，Song[68-69]等利用 ASTER 单波段热红外数据和可见光 / 近红外数据构建地表温度 / 地表反照率（LST–α）空间来反演土壤和植被组分温度。在该研究中，地表反照率 α 通过可见光 / 近红外波段反照率计算得到，混合像元的发射率通过地面实测和 NDVI 阈值法计算得到。利用 LST–α 空间信息反演组分温度的具体计算推导过程与 Zhang[2]的方法类似。此方法应用于张掖市盈科人工绿洲地区，通过对作物整个生长季节的连续观测并结合实地测量数据，土壤和植被的组分温度的精度分别为 0.83 K 和 1.64 K，精度验证结果表明该方法分解土壤和植被温度可以获得较高的精度。

利用 LST/VI 空间反演组分温度，首先需要利用常规方法计算的 LST 和植被指数构建 LST/VI 空间，计算地表温度已有成熟算法，一般选用地表温度产品，植被指数一般选择归一化植被指数（NDVI）或者转换成植被覆盖度（FVC）。其次，需要计算干湿情况极值点，得到理论干湿边，固定模型的边界。计算理论干湿边的方法可以参考 Moran、Long 和 Sun 等人的相关文献[64, 70-72]。再次，需要通过在空间中线性插值，推导出等值线斜率的计算公式，在假设同一等值线上像元的土壤和植被温度相等的情况下，可以计算出每一像元土壤和植被的温度。这类方法反演组分温度需要满足一定的假设条件，比如土壤水等值线为直线、等值线上的像元点的土壤组分和植被组分温度相等。而且该方法的反演精度受构建 LST/VI 空间的地表温度的精度以及植被指数选择的影响。此外，不同方法计算所得的理论干湿边不一致也将会引起一定的误差。

1.3.2 利用时间信息反演组分温度

地表温度是一个随时间和空间变化的物理量。在大尺度的像元内，地表温度在 1 d 内具有一定的变化规律，而且相邻像元往往表现出相同的变化规律。因此，可以充分挖掘地表温度时间和空间信息来反演组分温度。

Zhao[73]等通过 MSG-SEVIRI 产品和 Terra-MODIS 产品的时空信息，提出了一种协同算法来推导上午时刻（8~11 时）的土壤温度和植被温度。相关研究表明，晴空条件下，地表温度在上午时段内近似线性变化，在假设土壤和植被组分温度具有相同变化规律时，求解组分温度的未知数的个数显著降低。因此，利用该方法理论上可以近似获取得到上午 8~11 时的植被和土壤组分温度。

1.3.3 利用邻域像元空间依赖关系反演组分温度

相邻像素之间的空间依赖关系在遥感图像预处理、目标识别和特征提取中具有重要意义。目前，通过单通道的几个热红外传感器获取的大量有用信息尚未得到充分利用。Zhan[74-75]等利用单通道热红外数据，基于 LST 单通道算法和有效方向发射率的概念模型，建立相邻像元之间的相互关系作为先验知识，将其加入到辐射传输方程和热红外异质概念模型中反演组分温度，并采用贝叶斯方法来提高前向异质模型的可解性。由此构建了一种组分温度反演方法来估算土壤和植被温度，但利用相邻像元分解组分温度会降低像元的空间分辨率。

2 遥感反演组分温度的验证

遥感反演组分温度的验证，也就是正确评价遥感数据反演得到的组分温度的精度。与地表温度的验证相同，在地面测量卫星像元尺度的地表温度较难，而且地表温度自身也存在较大的时间和空间上的变化，要验证亚像元尺度的组分温度精度就更加困难。根据目前关于组分温度反演验证方法的相关研究，遥感反演组分温度的验证方法主要有 3 种：地面实测验证法、组分温度分布法、模型模拟法。

地面实测法是指直接将从遥感数据中反演得到的组分温度与卫星过境时刻地面测量的组分温度进行对比。一般组分温度反演主要是反演土壤温度和植被温度，在地面主要测量植被冠层和土壤温度或者光照 / 阴影植被和土壤温度。为验证地表组分温度，孙柯[62]等在试验区利用热像仪（ThermaCAM S60）在地表开展了 Terra 卫星 MODIS 过境时的同步地表组分温度观测试验。Liu[47]等利用机载 WIDAS（Wide-angle Infrared Dual-mode line/area Array Scanner）数据反演得到的盈科地区的植被与土壤温度数据，该反演结果经验证能够较好地反映组分温度的时间和空间变化。Bian[24]等利用机载 WIDAS 多角度数据和地面实测的土壤和叶片发射率验证了改进后的 FR97 三组分反演模型。此外，有相关研究表明植被冠层温度与气温比较接近，因此有不少学者通过实地测量气温或者根据气象监测站的气温数据，从侧面定性评价所反演的植被温度效果，植被冠层温度越接近气温被认为反演效果越好[73]。然而，在实验场测量地表温度是一项复杂而困难的工作，这是由于像元与实验场传感器的尺度差异造成的。由于地表温度会随着时间变化，

对于一些地表目标，在短时间内，其地表温度就可以有 10 K 甚至更大的变化。面对这一问题，Song[68] 等人将连续实测组分温度与温度日较差模型（DTC）结合，实现了实测温度与反演温度在时间上归一化，从而评价组分温度的反演精度。

在早期反演组分温度研究时，由于缺乏地面实测验证数据，研究人员通过对比所反演的组分温度结果，定性评价组分反演精度，这种方法可以称为组分温度分布法。例如，在反演土壤与植被组分温度时，土壤温度与植被温度有明显差别，因为在白天植被冠层由于蒸腾作用，其表面温度明显低于土壤温度。因此，在反演得到土壤和植被温度时，作土壤和植被温度的频率分布图，可以定性评价反演组分温度的效果。李召良[33] 等人在利用 ATSR 数据分解土壤和植被温度的研究中，将反演出的植被温度和土壤温度作频率分布图，其中一个研究区植被温度和土壤温度的分离非常清楚，可以认为成功地分离了土壤和植被温度。这种方法只能作定性评价，无法精确评估反演结果。

模型模拟法验证组分温度是指根据遥感数据获取使得气象数据，预先设置各组分温度并通过模型模拟得到其对应的混合像元温度，再通过反演模型反演得到组分温度，最后对比反演结果与预设组分温度，从而验证反演组分温度的精度[73]。Shi[23] 通过已经验证的基于物理模型（Therm5A）生成的模拟数据来评估反演方法的准确性。Timmermans[76-77] 等人通过设计一种机载多角度观测系统观测植被方向性热辐射，构建了关于光照 / 阴影植被 / 土壤共 4 个组分的反演模型，提出使用贝叶斯方法结合先验知识和传感器特征来解决病态的反演问题，该模型可用于组分温度反演验证。模型模拟验证法的验证精度依赖于模型的精度。

3 问题与难点

地表组分温度反演方法发展至今已经取得了阶段性进展，有些研究成果已得到广泛运用，前人的研究为此后的研究工作奠定了坚实的基础。但是，由于地表结构的复杂性、卫星传感器硬件技术及卫星发射成本等客观因素的影响，地表组分温度反演仍存在一些难点和亟待解决的问题。反演地表组分温度的困难主要体现在以下几方面。

（1）有效发射率的定义及地表热辐射的各向异性特征，随观测角度的变化会引起有效比辐射率的改变，从而导致像元热辐射的变化。

（2）由于地表温度会随着时间和空间变化，与地表结构、大气状况等因素密切相关，ATSR 系列卫星在垂直观测和前视观测之间存在一定的时间差，不能保证传感器所采集的数据在时间上保持一致性。

（3）多角度传感器不同角度观测到的目标面积不一致。不同角度观测的目标面积不同，加上地表在空间上的复杂性，使得观测目标无法在空间上保持一致。此前的研究通过重采样或者升尺度的方法，近似认为可以得到同一目标在不同角度的热辐射，但是这种处理所带来的误差将无可避免。

（4）受地表几何结构和组分构成的影响，部分多角度观测的热辐射信息具有高度的相关性，无法反映地表真实辐射情况，阻碍了高精度地表组分温度反演。

（5）多波段数据的相邻波段数据之间相关性较高，构建反演模型时会产生不适定方程，增加方程解的不确定性。

参考文献

[1] Sobrino J, Li Z-L, Stoll M, et al. Multi-channel and multi-angle algorithms for estimating sea and land surface temperature with ATSR data. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(11): 2089~2114.
[2] Zhang R, Tian J, Su H, et al. Two improvements of an operational two-layer model for terrestrial surface heat flux retrieval. *Sensors*, 2008, 8: 6165~6187.
[3] 范闻捷 , 徐希孺 , 王奋勤 , 等 . 利用 AMTIS 数据反演植被和土壤温度 . 遥感学报 , 2004, 8(4): 295~299.
[4] Anderson M, Norman J, Kustas W, et al. A thermal-based remote sensing technique for routine mapping of land-surface carbon, water and energy fluxes from field to regional scales. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(12): 4227~4241.
[5] Bond-Lamberty B, Thomson A. Temperature-associated increases in the global soil respiration record. *Nature*, 2010, 464(7288): 579~582.
[6] Malakar N, Hulley G, Hook S. K, et al. An operational land surface temperature product for Landsat thermal data: methodology and validation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56: 1~19.
[7] Xue Y, Lawrence S, Llewellynjones D, et al. On the earth's surface energy exchange determination from ERS satellite ATSR data. Part I: long-wave radiation. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(13): 2561~2583.
[8] Wan Z, Wang P, Li X. Using MODIS land surface temperature and normalized difference vegetation index products for monitoring drought in the southern Great Plains, USA. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(1): 61~72.
[9] Becker F, Li ZL. Surface temperature and emissivity at various scales: definition, measurement and related problems. *Remote Sensing Reviews*, 1995, 12: 225~253.
[10] Jimenez-Munoz J, Cristobal J, Sobrino J, et al. Revision of the single-channel algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat thermal-infrared data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(1): 339~349.
[11] Li ZL, Tang BH, Wu H, et al. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 131: 14~37.
[12] Sobrino J, Sòria G, Prata A. Surface temperature retrieval from Along Track Scanning Radiometer 2 data: algorithms and validation. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 2004, 109(D11): D11101.
[13] Qin Z, Karnieli A, Berliner P. A mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM data and its application to the Israel-Egypt border region. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22(18): 3719~3746.
[14] Wan Z, Li ZL. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(4): 980~996.
[15] 孙珂 . 利用 Terra 和 Aqua 双星 MODIS 数据协同反演组分温度 . 长春 : 吉林大学 , 2007.
[16] Meron M, Sprintsin M, Tsipris J, et al. Foliage temperature extraction from thermal imagery for crop water stress determination. *Precision Agriculture*, 2013, 14: 467~477.
[17] Colaizzi P, Kustas W, Anderson M, et al. Two-source energy balance model estimates of evapotranspiration using component and composite surface temperatures. *Advances in water resources*, 2012, 50: 134~151.
[18] 李召良 , 段四波 , 唐伯惠 , 等 . 热红外地表温度遥感反演方法研究进展 . 遥感学报 , 2016, 20(5): 899~920.
[19] Kimes D. Remote sensing of temperature profiles in vegetation canopies using multiple view angles and inversion techniques. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1981, 19(2): 85~90.
[20] Otterman J, Brakke T, Susskind J. A model for inferring canopy and underlying soil temperatures from multi-directional measurements. *Boundary-Layer Meteorology*, 1992, 61: 81~97.
[21] Norman J, Kustas W, Humes K. Source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1995, 77: 263~293.
[22] Francois C, OttléC, Prévot L. Analytical parameterization of canopy directional emissivity and directional radiance in the thermal infrared. Application on the retrieval of soil and foliage temperatures using two directional measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18: 2587~2621.
[23] Shi Y. Thermal infrared inverse model for component temperatures of mixed pixels. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 32: 2297~2309.
[24] Bian Z, Xiao Q, Cao B, et al. Retrieval of leaf, sunlit soil, and shaded soil component temperatures using airborne thermal

infrared multiangle observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54: 4660~4671.
[25] Bian Z, Cao B, Li H, et al. An analytical four-component directional brightness temperature model for crop and forest canopies. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 731~746.
[26] Norman J, Becker F. Terminology in thermal infrared remote sensing of natural surfaces. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1995, 77(3/4): 153~166.
[27] Kustas W, Norman J. A two-source approach for estimating turbulent fluxes using multiple angle thermal infrared observations. *Water Resources Research*, 1997, 33(6): 1495~1508.
[28] 陈良富 , 牛铮 . 非同温混合像元热辐射有效比辐射率概念及其验证 . 科学通报 , 2000, 45: 22~29.
[29] 徐希孺 , 陈良富 , 庄家礼 . 基于多角度热红外遥感的混合像元组分温度演化反演方法 . 中国科学 : D 辑 , 2001, 31: 81~88.
[30] Xu X, Fan W, Chen L. Matrix expression of thermal radiative characteristics for an open complex. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 2002, 45: 654~661.
[31] Chen L, Zhuang J, Xu X, et al. The concept of effective emissivity of nonisothermal mixed pixel and its test. *Chinese Science Bulletin*, 2000, 45: 788~795.
[32] Chen L, Li ZL, Liu Q, et al. Definition of component effective emissivity for heterogeneous and non-isothermal surfaces and its approximate calculation. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25: 231~244.
[33] 李召良 , Stoll M., 张仁华 , 等 . 利用 ATSR 数据分解土壤和植被温度的研究 . 中国科学 : 技术科学 , 2000, 30(s1): 27~38.
[34] 刘强 . 地表组分温度反演方法及遥感像元的尺度结构 . 北京 : 中国科学院遥感应用研究所 , 2002.
[35] Andreu A, Timmermans W, Skokovic D, et al. Influence of component temperature derivation from dual angle thermal infrared observations on TSEB flux estimates over an irrigated vineyard. *Acta Geophysica*, 2015, 63(6): 1540~1570.
[36] Li X, Strahler A, Friedl M. A conceptual model for effective directional emissivity from nonisothermal surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37: 2508~2517.
[37] 王锦地 , 李小文 , 孙晓敏 , 等 . 用热辐射方向性模型反演非同温像元组分温度 . 中国科学 : 技术科学 , 2000, 30(z1): 54~60.
[38] 何立明 , 阎广建 , 王锦地 , 等 . 利用 ATSR-2 数据提取地表组分温度 . 遥感学报 , 2002, 6: 161~167.
[39] 范闻捷 , 徐希孺 . 论热红外多角度遥感数据的相关性及视角优选配置 . 中国科学 : 地球科学 , 2003, 33(8): 809~815.
[40] Cao B, Liu Q, Du Y, et al. Modeling directional brightness temperature over mixed scenes of continuous crop and road: a case study of the heihe river basin. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(2): 234~238.
[41] Sobrino J, Caselles V. Thermal infrared radiance model for interpreting the directional radiometric temperature of a vegetative surface. *Remote Sensing of Environment*, 1990, 33: 193~199.
[42] Kimes D. Remote sensing of row crop structure and component temperatures using directional radiometric temperatures and inversion techniques. *Remote Sensing of Environment*, 1983, 13: 33~55.
[43] 王奋勤 , 范闻捷 , 秦其明 , 等 . 矩阵表达与对象统计特性相结合的组分温度反演方法 . 遥感学报 , 2004, 8(2): 102~106.
[44] Fan W, Xu X. Integrative inversion of land surface component temperature. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 2005, 48: 2011~2019.
[45] 黄华国 , 柳钦火 , 刘强 , 等 . 利用多角度热图像提取冠层组分温度和方向亮温 . 北京师范大学学报 (自然科学版), 2007, 43(3): 292~297.
[46] Colaizzi P, O'Shaughnessy S, Gowda P, et al. Radiometer footprint model to estimate sunlit and shaded components for row crops. *Agronomy Journal*, 2010, 102(3): 942~955.
[47] Liu Q, Yan C, Xiao Q, et al. Separating vegetation and soil temperature using airborne multiangular remote sensing image data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 17: 66~75.
[48] Li ZL, Duan SB, Land surface temperature. *Comprehensive Remote Sensing*, 2018, 264~283.
[49] Menenti M, Jia L, Li Z-L, et al. Estimation of soil and vegetation temperatures with multiangular thermal infrared observations: IMGRASS, HEIFE, and SGP 1997 experiments. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 2001, 106(D11): 11997~12010.
[50] Jia L, Li ZL, Menenti M, et al. A practical algorithm to infer soil and foliage component temperatures from bi-angular ATSR-2 data. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24: 4739~4760.
[51] 杨锦鑫 , 贾立 . 基于双角度 AATSR 遥感数据的组分温度反演 . 遥感技术与应用 , 2014, 29(2): 247~257.
[52] Szymanski J, Borel C, Harberger Q, et al. Subpixel temperature retrieval with multispectral sensors. *International Society*

for Optics and Photonics, 1999, 3717: 38~47.
[53] Liu Q, Xin X, Deng R, et al. Retrieve component temperature for wheat field with ASTER image. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2002, 6: 3680~3682.
[54] 陈腾云 . 基于 ASTER 数据的地表组分温度反演方法研究 . 南京 : 南京师范大学 , 2005.
[55] Song X, Zhao Y. Study on component temperatures inversion using satellite remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28: 2567~2579.
[56] 梁文广 , 赵英时 , 周霞 . 基于 MODIS 数据的地表组分温度反演研究 . 长江流域资源与环境 , 2008, 17(6): 948~948.
[57] 孙静 . 基于 ASTER 多波段数据的地表组分温度反演 . 合肥 : 安徽师范大学 , 2012.
[58] Lundquist J, Chickadel C, Cristea N, et al. Separating snow and forest temperatures with thermal infrared remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 764~779.
[59] Xie F, Shao H, Liu Z, et al. Retrieval of the pixel component temperatures from multi-band thermal infrared image using Bayesian inversion technique. In *SPIE Asia-Pacific Remote Sensing*, 2016: 98802A.
[60] Shao H, Liu C, Xie F, et al. Component temperatures inversion using airborne multi-band thermal infrared image. In *SPIE Asia-Pacific Remote Sensing*, 2014, 9263.
[61] Cao B, Guo M, Fan W, et al. A new directional canopy emissivity model based on spectral invariants. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56: 1~16.
[62] 孙珂 , 陈圣波 . 基于遗传算法综合 Terra/Aqua MODIS 热红外数据反演地表组分温度 . 红外与毫米波学报 , 2012, 31(5): 462~468.
[63] Carlson T, Gillies R, Perry E. A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote sensing reviews*, 1994, 9: 161~173.
[64] Moran M, Clarke T, Inoue Y, et al. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote sensing of environment*, 1994, 49: 246~263.
[65] Carlson T. An overview of the "triangle method" for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery. *Sensors*, 2007, 7: 1612~1629.
[66] Zhang R, Sun X, Wang W, et al. An operational two-layer remote sensing model to estimate surface flux in regional scale: Physical background. *Science in China Series D*: *Earth Sciences*, 2005, 48: 225~244.
[67] 张仁华 . 定量热红外遥感模型及地面实验基础 . 北京 : 科学出版社 , 2009.
[68] Song L, Liu S, Kustas W, et al. Using the surface temperature-albedo space to separate regional soil and vegetation temperatures from ASTER data. *Remote Sensing*, 2015, 7: 5828~5848.
[69] Song L, Liu S, Kustas W, et al. Application of remote sensing-based two-source energy balance model for mapping field surface fluxes with composite and component surface temperatures. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 230: 8~19.
[70] Long D, Singh V, Scanlon B. Deriving theoretical boundaries to address scale dependencies of triangle models for evapotranspiration estimation. *Journal of Geophysical Research*: *Atmospheres*, 2012, 117: D05113
[71] Sun H. Two-Stage Trapezoid: A new interpretation of the land surface temperature and fractional vegetation coverage space. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9: 336~346.
[72] Sun H, Wang Y, Liu W, et al. Comparison of three theoretical methods for determining dry and wet edges of the LST/FVC space: revisit of method physics. *Remote Sensing*, 2017, 9: 528~542.
[73] Zhao W, Li A, Bian J, et al. A synergetic algorithm for mid-morning land surface soil and vegetation temperatures estimation using MSG-SEVIRI products and TERRA-MODIS products. *Remote Sensing*, 2014, 6: 2213~2238.
[74] Zhan W, Chen Y, Zhou J, et al. An algorithm for separating soil and vegetation temperatures with sensors featuring a single thermal channel. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49: 1796~1809.
[75] Zhan W, Chen Y, Zhou J, et al. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: literature survey, taxonomy, issues, and caveats. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 131(8): 119~139.
[76] Timmermans J, Gieske A, Van der Tol C, et al. Automated directional measurement system for the acquisition of thermal radiative measurements of vegetative canopies. *Sensors*, 2009, 9: 1409~1422.
[77] Timmermans J, Verhoef W, Van der Tol C, et al. Retrieval of canopy component temperatures through Bayesian inversion of directional thermal measurements. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2009, 13: 1249.

Progress in land surface component temperature retrieval algorithms from remote sensing data

Zhang Shuting, Duan Sibo※, Xing Zefeng, Han Xiaojing, Leng Pei
(Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: [**Purpose**] Land surface component temperature (LSCT) is a key parameter in quantitative remote sensing. It's of great significance in energy balance process model and natural hazard monitoring. [**Method**] In the past decades, a variety of methods and models were put forward to estimate LSCT using thermal infrared (TIR) data including multi-angle method, multi-channel method and multi-temporal method. In this paper, those methods were systematically reviewed and the advantages and disadvantages of those methods were analyzed. The validation methods of LSCT were also described in this paper. [**Result/Conclusion**] The development of LSCT retrieval methods has reached several progresses and the results were widely used in other researches. However, due to the complexity of land surface structure, the limit of satellite sensor features and launching cost, there are still several unsolved problems in LSCT retrieval, e. g., the problem of effective emissivity shifting with view angle, the high correlation between multi-channel and multi-angle data, and temporal and spatial discrepancies of multi-angle measurements. Further research on LSCT retrieval using remotely sensed data is still required in the coming future.

Key words: thermal infrared remote sensing; land surface temperature; land surface component temperature