

基于 Google Earth 和 MODIS 陆地数据的 农林地转换对地表温度的影响 ——以长江中下游及毗邻地区为例

赵彩杉¹, 曾刚², 张丽娟¹, 张学珍^{3*}

- (1. 哈尔滨师范大学寒区地理环境监测与空间信息服务黑龙江省重点实验室, 哈尔滨 150025;
2. 南京信息工程大学气象灾害教育部重点实验室, 南京 210044;
3. 中国科学院地理科学与资源研究所 中国科学院陆地表层格局与模拟重点实验室, 北京 100101)

摘要:揭示耕地与林地转换对地表温度的影响对于认识人类活动的气候与环境效应具有重要意义。基于卫星遥感数据的统计分析是揭示土地利用/覆盖变化对地表温度影响的重要手段。但是,在景观破碎度较高地区,混合像元问题成为使用这一技术手段的主要限制性因素,中国南方长江流域尤为典型。为突破这一限制,论文基于 Google Earth 高清影像,在 1 km 尺度上辨识了 200 对耕地与林地纯像元,进而利用 MODIS 陆地数据产品,对比分析了耕地与林地的地表温度(LST)、叶面积指数(LAI)、地表反照率(Albedo)之差。结果表明:耕地的 LST 高于林地,白天和夜间温度分别约偏高 2.75 °C 和 1.15 °C,并且温差因季节而异,白昼温差呈双峰(分别是 5 月和 10 月,温差约 3.18 °C 和 3.33 °C),夜间温差为单峰(7 月,约 2.46 °C)。同时,温差因地而异,总体表现为西高东低,陕甘交界处的白昼温差最大,年平均约为 3.83 °C;安徽中南部温差最小,约为 1.1 °C。耕地与林地的 LST 之差主要由蒸散发的差异所致。林地的 LAI 较大,蒸散发较强,地表向大气的潜热通量较大,用于直接加热地表的感热相对偏少,因而 LST 相对偏低。上述结果表明近年来长江流域及毗邻地区的耕地转为林地通过增加蒸发产生了一定的致冷效应。

关键词:耕地与林地转换;地表温度;长江中下游地区

土地利用是人类改变地表环境的主要方式之一,可引起一系列的气候、生态、水文等效应(Mahmood et al, 2014; Newbold et al, 2015; Karlsson et al, 2016)。其中,耕地与林地相互转换是一种典型的土地利用/覆盖变化(LUCC)。在全球过去的几百年间,为满足不断增加的人口对粮食和纤维的需求,土地利用变化以农业开垦为主,耕地面积大幅度增加,林地面积大幅度减少(Ramankutty et al, 1999; TFoley et al, 2005; erner et al, 2007; 董思言

等, 2015);而近年来,随着社会经济的发展,特别是二、三产业的崛起,农业土地边际效益逐渐下降,农业从业人口减少,退耕现象日益普遍,耕地逐渐转换成林地(Dong et al, 2011; Yan et al, 2016; 李升发等, 2016)。由于耕地与林地在反照率、叶面积指数、植被冠层高度等方面的差异,耕地与林地转换对地表辐射能量平衡、水分收支、地表粗糙度等具有显著影响,从而具有重要的气候学意义。因而,研究耕地与林地转换对温度的影响,是深入认

收稿日期:2018-12-27;修订日期:2019-02-09。

基金项目:中国科学院前沿科学重点研究项目(QYZDB-SSW-DQC005);国家自然科学基金项目(41790424);气象灾害教育部重点实验室开放课题(KLME1506);中国科学院青年创新促进会资助项目(2015038)。[Foundation: Key Research Program of Frontier Sciences from CAS, No. QYZDB-SSW-DQC005; National Natural Science Foundation of China, No. 41790424; Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing University of Information Science and Technology, No. KLME1506; Youth Innovation Promotion Association, CAS, No.2015038.]

第一作者简介:赵彩杉(1995—),女,硕士生,主要从事陆-气相互作用研究。E-mail: zcs0719@163.com

*通信作者简介:张学珍(1981—),男,博士,副研究员,主要从事气候变化研究。E-mail: xzzhang@igsnr.ac.cn

引用格式:赵彩杉,曾刚,张丽娟,等. 2019. 基于 Google Earth 和 MODIS 陆地数据的农林地转换对地表温度的影响:以长江中下游及毗邻地区为例[J]. 地理科学进展, 38(5): 698-708. [Zhao C S, Zeng G, Zhang L J, et al. 2019. Effects of cropland and woodland conversion on land surface temperature based on Google Earth and MODIS land data: A case study of the middle and lower reaches of the Yangtze River Basin and its adjacent areas. Progress in Geography, 38(5): 698-708.] DOI: 10.18306/dlkxjz.2019.05.007

识区域气候变化成因机制,进而理解人类活动对气候变化影响的重要内容。

目前关于耕地与林地转换对温度影响的研究采用的主要技术手段可概括为2种:第一种是基于气候模式的数值模拟试验,第二种手段是基于观测数据的诊断分析。其中,基于观测数据的诊断分析是重要基础,它一方面可揭示气候变化规律,明确耕地与林地转换与气候变化的关系;另一方面观测数据及其诊断分析结果是验证模拟结果的唯一依据。而模拟试验主要用于揭示气候变化机制,明确耕地与林地转换影响气候变化的机理,并用于预估未发生的耕地与林地转换对气候的可能影响。利用观测数据诊断分析耕地与林地转换对温度的影响主要是通过对分析不同覆盖类型的气象观测数据来实现的。依据观测数据来源,现有研究可分为2类:一类是利用气象站观测的地表2 m气温,在毗邻的林地、耕地的区域各选取一个气象站,组成配对站,然后对比分析配对站观测的气温及其变化规律的差异,以此表征耕地与林地转换对温度的影响;另一类则利用卫星遥感的陆表温度(Land surface temperature, LST)(Peng et al, 2014),配合土地利用/覆盖类型数据,对比分析有限区域范围内耕地像元(网格)与林地像元(网格)LST及其变化规律的差异,以此表征耕地与林地转换对温度的影响。

相对于气象站点的空间分布不均匀而言,卫星遥感数据空间覆盖面广,更利于揭示耕地与林地转换对温度的影响。但是,现有的大尺度卫星遥感LST和土地利用/覆盖产品,如MODIS的数据产品,普遍面临混合像元问题,特别是在诸如中国南方丘陵地区,地形破碎度较高,混合像元问题更为严重,因而很难提取到纯林地和纯耕地像元(胡茂桂等, 2010; 蓝金辉等, 2018),由此导致耕地与林地温度差的研究结果具有一定的不确定性。因此,在利用大尺度卫星遥感LST数据研究耕地与林地温度差方面,如何提取纯像元的技术方法成为影响研究结果准确性的重要因素之一。

鉴于 Google Earth 影像获取成本较低且图像分辨率高(胡琮等, 2013),此前有不少研究基于此开展虚拟野外考察。例如,杨永可等(2014)依据 Google Earth 高分辨率遥感影像选取 729 个验证样本作为真实地表信息,评价了国际上现有的 5 种大尺度土地覆盖产品在中国区域的精度;Ludwig 等(2016)依据 Google Earth 高分辨率遥感影像开展了南非主要

植被类型的空间分布研究。本文也尝试基于 Google Earth 高清影像的虚拟野外采样,以此遴选覆盖类型单一的纯像元。具体做法是:利用 Google Earth 的高清影像优势,人工目视判别覆盖类型单一的区域,进而提取对应地区(像元)的 MODIS 陆地产品数据,在此基础上进行耕地与林地的 LST 及其他陆表参数的对比研究,揭示耕地与林地转换对温度的影响及其机制。

1 数据与方法

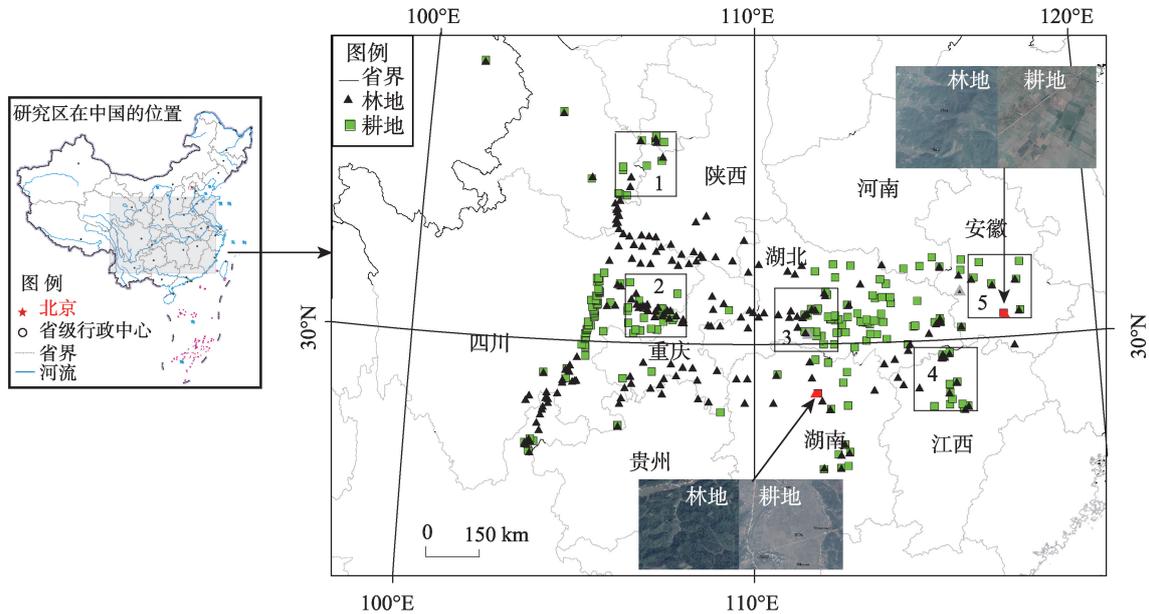
1.1 研究区概况

本文研究区为长江流域部分地区,涵盖四川、重庆、湖北、湖南、安徽、江西的大部分地区,以及甘肃省的东南部、陕西南部、云南北部地区(图1)。该区位于中国南部,介于102°E~122°E和24°N~34°N之间,以山地丘陵地貌为主,地形和景观破碎度较高(张方方等, 2010)。属典型的亚热带季风气候,夏季高温,降水充沛,年平均气温为14~18℃,年平均降水量为1000~1500 mm(Jin et al, 2017; Pei et al, 2017; Li et al, 2018)。作物熟制类型多样,北部陕甘地区和云南东北部山区为一年一熟,春播秋收;自川渝顺江而下大部分为一年两熟,其中5月和10月分别为越冬作物和夏季作物的收割期;另有部分地区一年三熟,以水稻、小麦和玉米播种面积最大(李勇等, 2010)。

近300 a来,随着人口的激增,毁林开荒曾经是该地区人类改变地表的主要形式(Li et al, 2016)。近年来,随着经济发展,农业边际效益下滑,该地区成为近年来中国最典型的耕地撂荒区,耕地转变为林地成为该地区新型的土地利用变化形式(张学珍等, 2019),并且在未来一个时期,这种趋势可能持续。因此,农林地转换是该地大尺度LUCC的主要形式。

1.2 数据来源

本文采用的地表参数数据来源于MODIS陆地数据集,由美国国家航空航天局(NASA)提供,其中包括陆表温度(LST)产品MOD11A2_005、叶面积指数(LAI)产品MCD15A2H_006、地表反照率(Albedo)产品MCD43B3_005。LST产品包括白昼LST和夜间LST,空间分辨率为1000 m,时间间隔为8 d,原始数据来自于Terra卫星上搭载的MODIS传感器(Wang et al, 2014; Essa et al, 2017)。LST反演模型的参数之一依赖于地表覆盖类型,但是在该类



注:本图中中国全图基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2016)2893号的标准地图制作,底图无修改。1、2、3、4、5为所选区域编号,依次为陕甘交界处、川渝地区、湖北中南部、江西北部部和安徽中南部。

图1 采样点的空间分布及示例样点的Google Earth高清影像

Fig.1 Spatial distribution of sampling sites and high-resolution Google Earth images of example sampling sites

型体系中,绿色植被是一种类型,并未进一步区分不同类型的植被(Wan et al, 1997)。因此,耕地与林地LST的反演模型是一致的,其LST差异反映了真实地表的差异状况。

Albedo和LAI为Terra和Aqua两颗卫星上搭载的MODIS传感器的融合数据产品。Albedo产品包括可见光波段反照率(Albedo-vis)和近红外波段反照率(Albedo-nir),空间分辨率为1000 m,时间间隔为8 d(Arendt et al, 2013)。Albedo反演过程是首先进行云检测,在此基础上,对晴空大气顶地表反射率进行大气订正,用大气订正后的地表反射率来拟合双向反射分布函数(BRDF),进而计算各波段的地表反照率(Schaaf et al, 2002),因此其反演过程与预设先验植被类型无关,Albedo数据差异因而反映了真实地表的差异状况。LAI的空间分辨率为500 m,时间间隔为8 d(Yebra et al, 2013)。LAI的反演主要是基于三向传输模型,利用了7个光谱波段的地表反射率数据,模型中描述灌层三维结构的参数来自于预设的查算表,依植被类型而定(Knyazikhin et al, 1998)。因此,从这个意义上来说,LAI数值本身已经包括了先验植被类型信息,但是该参数对LAI数值大小不起主导作用,起主导作用的是各波段的地表反射率。这意味着,耕地与林地的LAI反演模型略有差异,其LAI之差在一定程度上受先验

植被类型的影响,但是主要仍归因于客观的地表差异。

1.3 数据处理

首先,基于2015年Google Earth高清影像,通过目视判别,在张学珍等(2019)识别出的耕地撂荒集中地区(地带)内随机遴选出200个“纯”耕地像元和相同数量的“纯”林地像元。“纯”像元的判别标准是该像元周边1 km范围内地物类型单一(图1)。

其次,从MODIS数据集中获取每个像元上述每个物理参数2014—2016年的时间序列及数据质量标识码。耕地与林地各参数、各等级样本量的百分比如表1所示。由于云、积雪和卫星姿态的影响,MODIS产品中的部分数据质量较差,为尽量降低研究结果的不确定性,本文挑选了其中的优质数据。为兼顾样本的数量,各参数的数据质量遴选标准不尽相同。LST选取质量为一级的数据,耕地和林地的实有样本量均占50%~60%;耕地LAI选取质量为一级的数据,实有样本量占91.95%;林地LAI选取一级和二级的数据,实有样本量占83.23%;Albedo选取质量为一级和二级的数据,耕地和林地的实有样本量分别占53.12%和62.46%。对于数据质量低导致的数据缺失,本文通过相邻时间点数据的线性内插进行填充。

再次,对每个像元上述各参数的时间序列数据

表1 耕地与林地各地表参数各质量等级数据占比

Tab.1 Proportion of data for each parameter of cropland and woodland by quality grade (%)

地表参数	一级		二级		三级		四级		五级	
	耕地	林地	耕地	林地	耕地	林地	耕地	林地	耕地	林地
LST(昼)	56.43	51.63	22.86	26.21	47.53	45.82	-	-	-	-
LST(夜)	56.95	51.66	23.22	27.05	46.07	44.03	-	-	-	-
LAI	91.95	71.80	1.72	11.43	0	0	6.34	15.76	0	1.00
Albedo	8.22	11.08	44.90	51.38	51.08	42.22	-	-	-	-

进行低通滤波,剔除高频噪音,提取有效的季节变化信号。Savitzky-Golay 滤波(简称 SG 滤波; Li et al, 2018)和基于小波分解与重构的滤波(Golestaneh et al, 2018)是 2 种比较常用的遥感时间序列滤波方法。通过对比,先进行 SG 滤波再进行小波分解与重构能较好地保留植被的季节变化信号,且最大程度地消除了高频噪音。具体而言,SG 滤波采用三次多项式拟合,窗口大小为 150 d;小波分解过程采用 Morelet 小波函数,临界周期设置为 60 d,因为一年多熟耕作制度下一个完整的作物生长季一般也不少于 60 d。为消除边界效应对滤波结果的影响,滤波过程采用了 2014—2016 年连续 3 a 的时间序列,提取 2015 年的滤波结果用于后续分析。

利用 2015 年的低通滤波结果,首先分析了耕地与林地的 LST 差异,进而分析耕地与林地 LST 之差与 LAI 之差、Albedo 之差的关系,以此探讨导致 LST 差异的可能机制。为明晰 LST 与 LAI、Albedo 之差之间的关系,本文对 200 对采样点的数据进行了分类汇总,分为 10 组进行分析。具体来说,根据每对样本的 LAI 之差大小,将 200 对样本平均分为 10 组,每组 20 对样本,然后计算每组 LAI 之差的中位数和 LST 之差的中位数,在此基础上分析 LST 之差与 LAI 之差的关系,以及前者响应后者的敏感度。LST 之差与 Albedo 之差的关系分析采用相同的数据处理过程。另外,因为研究区面积较大,气候与地貌类型多样,农作物种类与种植制度及森林物候因地制宜。本文选择了 5 个代表性的小区域(图 1),即陕甘交界处、川渝地区、湖北中南部、江西北部 and 安徽中南部,逐一分析耕地与林地 LST 之差,揭示 LST 之差的的空间差异。

2 结果分析

2.1 耕地与林地温度之差

如图 2 所示,耕地地表温度普遍高于林地,其中

白天温度偏高幅度尤大,夜间温度偏高幅度相对较小。全部采样点平均的耕地年平均白天温度和夜间温度分别为 22.62 °C 和 13.18 °C,较林地分别偏高 2.75 °C 和 1.15 °C,并且存在一定程度的季节变化。耕地与林地白天温度之差的年内变化呈现出双峰特征,峰值分别出现在 5 月和 10 月,温差可达 3.18 °C 和 3.33 °C;夏季和冬、春季节温差相对偏小,其中冬季仅约 1.51 °C。耕地与林地夜间温差的年内变化却呈现单峰结构,峰值出现在 7 月,高达 2.46 °C;谷值出现在 1 月,仅 0.47 °C。

同时,耕地与林地的地表温度之差不仅存在季节变化,而且还存在地域差异,并且白天温度之差与夜间温度之差的地域差异规律不尽相同。就白天温度而言,陕甘交界处耕地与林地的温度差异最大,耕地年平均温度较林地偏高达 3.83 °C。其年内变化亦呈现双峰结构,峰值分别出现在 2 月和 8 月,分别高达 5.04 °C 和 5.44 °C,11 月至次年 1 月温差较小,仅为 1.06 °C。川渝地区、湖北中南部和江西北部的耕地与林地温差次之,年均温之差为 1.8~1.9 °C;安徽中南部耕地与林地温差最小,年均温之差仅为 1.1 °C。

各地温差的年内变化特征各不相同。其中,川渝地区耕地与林地温差的年内变化呈现三峰结构,峰值分别出现在 3 月、8 月和 12 月,其中 3 月尤大,达 2.63 °C。湖北中南部温差的年内变化则呈现鲜明的双峰结构,峰值分别出现在 5 月和 10 月,分别为 3.41 °C 和 3.84 °C,盛夏 7 月和冬季温差相对较低。江西北部 and 安徽中南部温差的年内变化也呈现类似双峰的结构特征,峰值分别出现在 5 月和 10 月,7—8 月的温差相对较低。与湖北中南部相比,江西北部 and 安徽中南部两个地区冬季温差仍旧维持较高的水平。

就夜间温度而言,各地区耕地与林地温差的年内变化多呈现单峰结构。陕甘交界处、湖北中南部和江西北部耕地与林地温度差异大致相当,耕地较

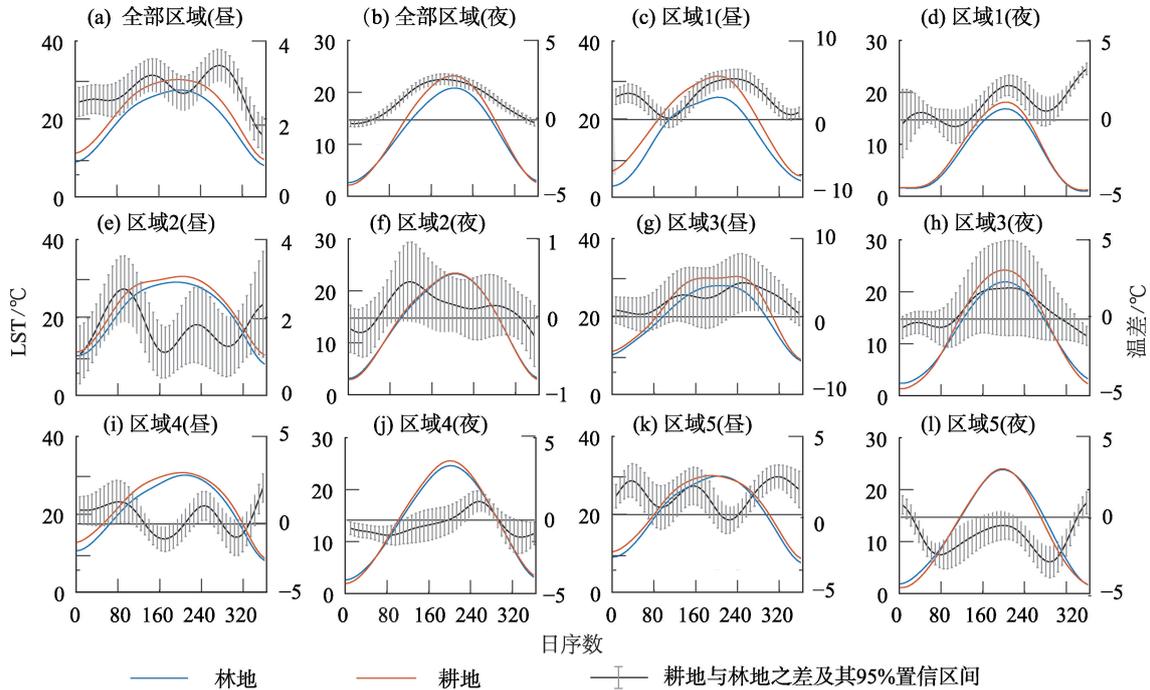


图2 各区域耕地与林地地表温度(左侧纵轴)及其差异(右侧纵轴)的季节动态

Fig.2 Seasonal cycles of land surface temperature (refers to left vertical axis) of cropland and woodland and the differences (refers to right vertical axis) between these two land cover types

林地偏高 $0.5\sim 0.7\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。其季节变化均呈现单峰结构,其中陕甘交界处的温差峰值出现在8月,为 $1.28\text{ }^{\circ}\text{C}$;湖北中南部温差峰值出现于6—8月,高达 $2.32\text{ }^{\circ}\text{C}$;江西北部温差峰值出现在8月,为 $0.94\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。川渝地区耕地与林地温差相对较小,耕地较林地偏高仅 $0.12\text{ }^{\circ}\text{C}$,并且年内变化幅度相对较小。安徽中南部耕地温度则低于林地温度,偏低幅度约为 $0.46\text{ }^{\circ}\text{C}$,其年内变化呈双谷特征,谷值分别出现在2月和10月。

2.2 耕地与林地地表温度之差与叶面积指数及地表反照率之差的关系

地表温度变化的主要决定性因素是地表能量平衡[式(1)]。具体来说,在地表能量平衡的各收支项中,直接影响地表温度变化的因素主要是:地表净吸收的太阳辐射 $[S(1-\alpha)]$ 、大气逆辐射 $(\varepsilon_a\sigma T_a^4)$ 和潜热 (λE) 。其中,前2项是地表能量的收入项,后一项是地表能量的支出项。输入能量多,将产生潜在升温效应;反之,则相反。潜热偏多,意味着水分蒸发过程带走的能量多,因而留下加热地表迫使地表升温的能量将减少,将产生潜在降温效应;反之,则相反。地表能量平衡过程中的土壤热通量 (G) 、感热 (H) 和长波出射 $(\varepsilon_s\sigma T_s^4)$ 均是地表温度的函数,与地表温度保持动态平衡,而非地表温度的决定性因素。

$$R_n - G = \lambda E + H \quad (1)$$

$$\text{其中} \quad R_n = S(1-\alpha) + \varepsilon_a\sigma T_a^4 - \varepsilon_s\sigma T_s^4 \quad (2)$$

式中: R_n 为地表净辐射; S 为达到地表的太阳辐射; α 是地表反照率; σ 为斯蒂芬波尔茨曼常数; ε 和 T 分别为长波发射率(又名比辐射率)和绝对温度;下标 a 和 s 分别表示大气和地表。

对于毗邻的耕地和林地,天顶太阳辐射(取决于日期和地理纬度)及天空云量环境大致相同,因此达到地表的太阳辐射 (S) 基本相等,所以地表反照率 (α) 是导致地表净吸收太阳辐射差异的主要因素。如图3所示,耕地的Albedo-vis大于林地,平均偏大约0.02,其中夏季差异较小、冬季差异较大。并且,耕地与林地Albedo-vis差异存在一定的地域分异(图4),其中陕甘交界处和安徽中南部差异较大,分别高达0.026、0.020;湖北中南部差异较小,仅为0.005;川渝地区和江西北部差异居中。耕地的Albedo-nir也大于林地,平均偏大0.016,其年内变化呈现春季差异小、夏秋季次之、冬季差异最大的特征。在地域分异方面,陕甘交界处和安徽中南部差异较大,分别高达0.035、0.018;湖北中南部差异次之,为0.014;江西北部差异较小,甚至该区春季耕地Albedo-nir小于林地。

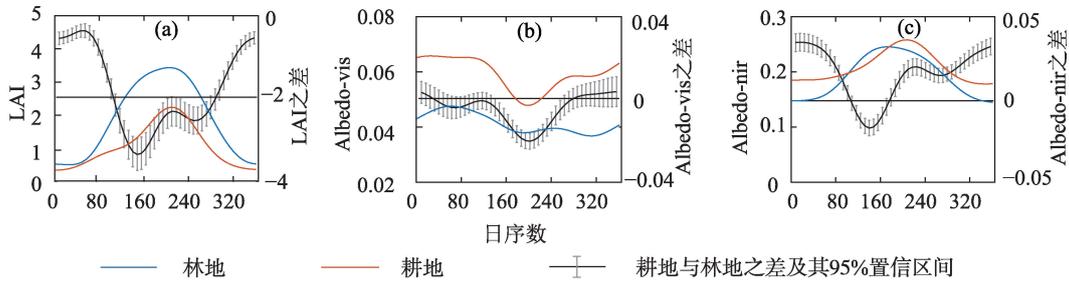


图3 全部样点平均的耕地与林地 LAI、Albedo-vis、Albedo-nir 季节动态及其差异
 Fig.3 Seasonal cycles of leaf area index (LAI) and Albedo of cropland and woodland and the differences between the two land cover types

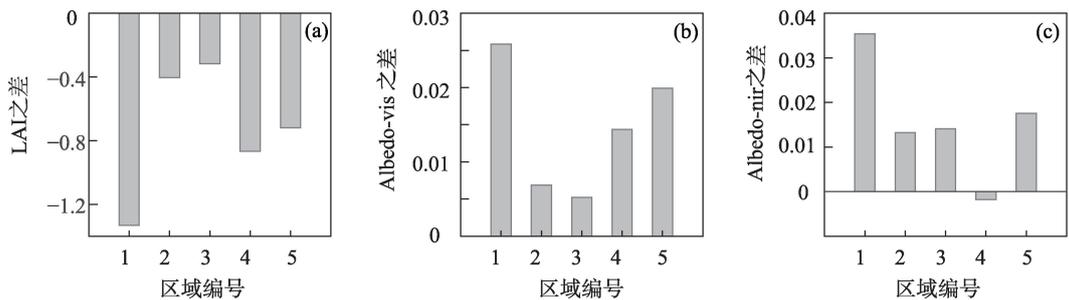


图4 各区域耕地与林地 LAI、Albedo-vis、Albedo-nir 差异(各区域位置见图1)

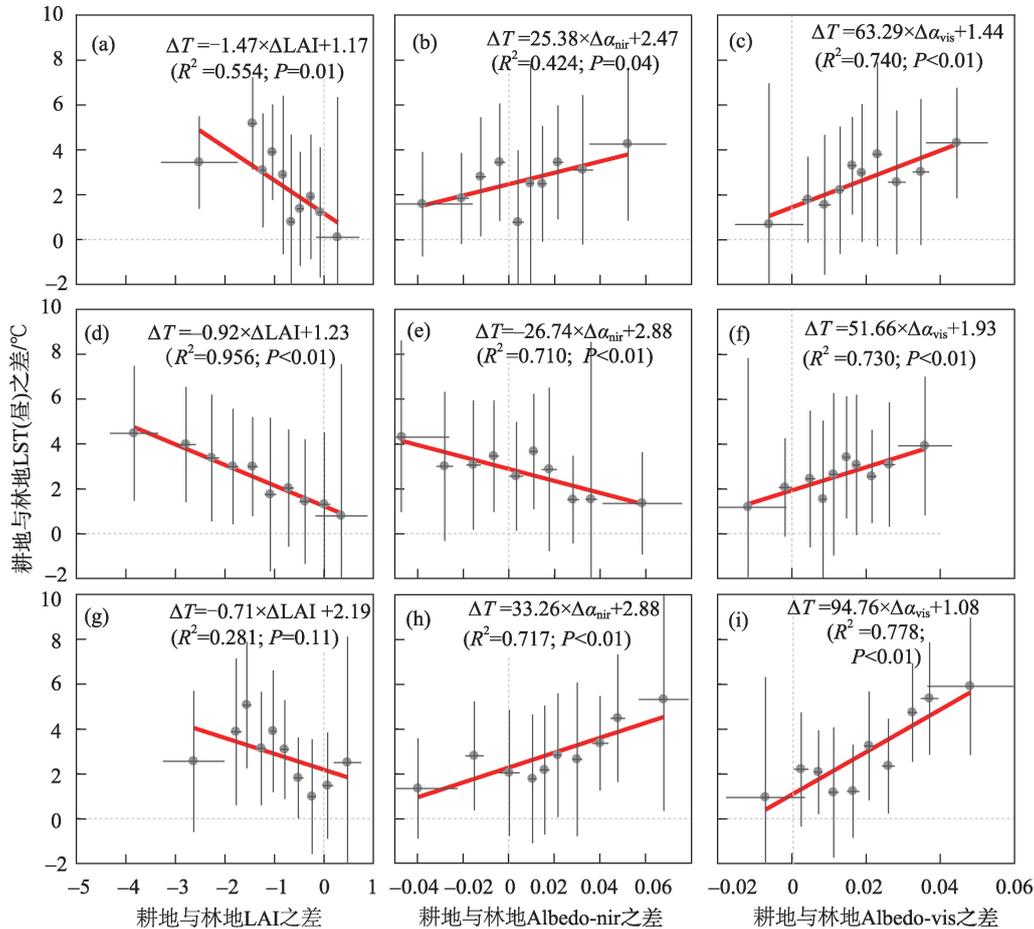
Fig.4 Differences of leaf area index (LAI) and Albedo between cropland and woodland for each region (see Fig.1 for the regions)

由图5看出,耕地与林地白昼LST之差与Albedo-vis之差呈现同方向变化特征,耕地Albedo-vis较林地越偏大,耕地的白昼LST较林地越高,表现为正相关关系。相比而言,秋季的白昼LST之差响应Albedo-vis之差的敏感度最高,其次为春季,夏季最低。耕地与林地白昼LST之差与Albedo-nir之差的关系因季节而异,在春季和秋季,二者呈同方向变化,耕地Albedo-nir较林地越偏大,耕地的白昼LST较林地越高,表现为正相关关系;而在夏季,二者呈反方向变化,表现为负相关关系。夜间LST之差与Albedo之差的关系与上述白昼LST之差与Albedo之差的关系基本一致(图6),但是夜间LST之差响应Albedo之差的敏感度明显小于白昼LST之差响应的敏感度。

Albedo越大,地表净吸收的太阳辐射越少,因而将产生潜在降温效应,这与观测LST之差表现出的升温效应是相悖的。这意味着由Albedo之差导致的地表净吸收的太阳辐射差异不是导致LST之差的主要因素。需要说明的是,夏季Albedo-nir之差与LST之差表现出了负相关关系,耕地与林地的Albedo之差在一定程度上解释了LST之差,但是在近红外波段,太阳辐射能量远低于可见光波段,Al-

bedo-nir与Albedo-vis共同作用的结果是Albedo-vis起主导作用,仍然是削减地表净吸收的太阳辐射,产生潜在的降温效应。

对于地表能量平衡中的另一个输入项——大气逆辐射,由于大气的流动性较好,毗邻地区云覆盖及相关的大气辐射环境近似一致,因而大气逆辐射对于毗邻的耕地与林地地表能量平衡之差的影响甚微。对于潜热而言,主要受地表净辐射、水分多寡、蒸发能力和风控制。毗邻的耕地与林地气象条件大致相当,大气降水和风速基本相同,因而二者对耕地与林地的潜热通量之差影响甚微。如上所述,由于耕地的Albedo大于林地,林地净吸收的太阳辐射相对偏多,因而可用于蒸发的能量较多。这要求林地必须有足够强的潜热,抵消多余的这部分净辐射,才能产生林地LST低于耕地的结果。因此,林地与耕地的蒸发能力之差具有重要作用。在植被覆盖度较高的地区,植被蒸腾与叶面截留水分的蒸发远大于土壤水分的蒸发(Zhang et al, 2013),而前两者主要取决于叶面积的多寡。一方面,叶面积决定了叶面截留水分的多寡,进而决定了可用于蒸发的水分多寡;另一方面,叶面积决定了气孔数量,进而决定了蒸腾能力。另外,植被蒸腾能力还



注: 灰色圆点表示组内数据的中位数, 以圆点为中心的灰实线表示组内数据的 ± 1 倍标准差; a-c, 春季; d-f, 夏季; g-i, 秋季, 下同。

图5 不同季节耕地与林地白昼LST之差对LAI、Albedo-nir、Albedo-vis之差的响应敏感度

Fig.5 Response sensitivity of the difference of land surface temperature (LST) (daytime) between cropland and woodland to the difference of leaf area index (LAI), Albedo-nir, and Albedo-nir in different seasons

与单个气孔的阻抗有关, 该参数依赖于植被类型, 据研究, 中国南方阔叶树种的气孔阻抗小于农作物(袁智, 2013)。

如图3所示, 耕地的LAI低于林地, 平均偏低0.821, 其中夏季差异较大、冬季差异较小, 春秋季居中。同时, LAI的差异也存在一定的地域分异(图4), 其中陕甘交界处的差异较大, 高达-1.332, 江西北部和安徽中南部差异次之, 分别为-0.866和0.720; 川渝地区和湖北中南部差异较小, 分别仅为-0.405、-0.318。由图5看出, 耕地与林地LST之差与LAI之差呈反向变化的关系, 耕地LAI较林地越偏低, 耕地的白昼LST较林地越偏高, 表现为负相关关系。同时, LST之差响应LAI之差的敏感度因季节而异, 春季的敏感度最高, 其次是夏季, 再次是秋季。夜间LST之差与LAI之差的关系与上述白昼LST之差与LAI之差的关系相同(图6), 也是呈

现反向变化特征, 表现为负相关关系。但是, 夜间LST之差响应LAI之差的敏感度小于白昼的敏感度。耕地比林地LAI越偏低, 植被蒸腾量和叶面截留水分就相对越偏少, 由此导致地表潜热就相对越偏少, 用于加热地表的能量就相对越偏多, 因而产生潜在致暖效应, 驱使地表温度上升。从这方面来看, 由LAI之差导致的地表潜热差异是决定LST之差的主要因素。由于植被蒸腾和叶面截留水分的蒸发主要出现在白天, 因此白昼LST之差响应LAI之差的敏感度远大于夜间LST差异的响应敏感度。

3 结论与讨论

通过上述分析可以看出, 长江中下游的耕地地表温度普遍高于林地, 毁林开荒具有潜在的致暖效应, 耕地撂荒、森林恢复则具有潜在的致冷效应。

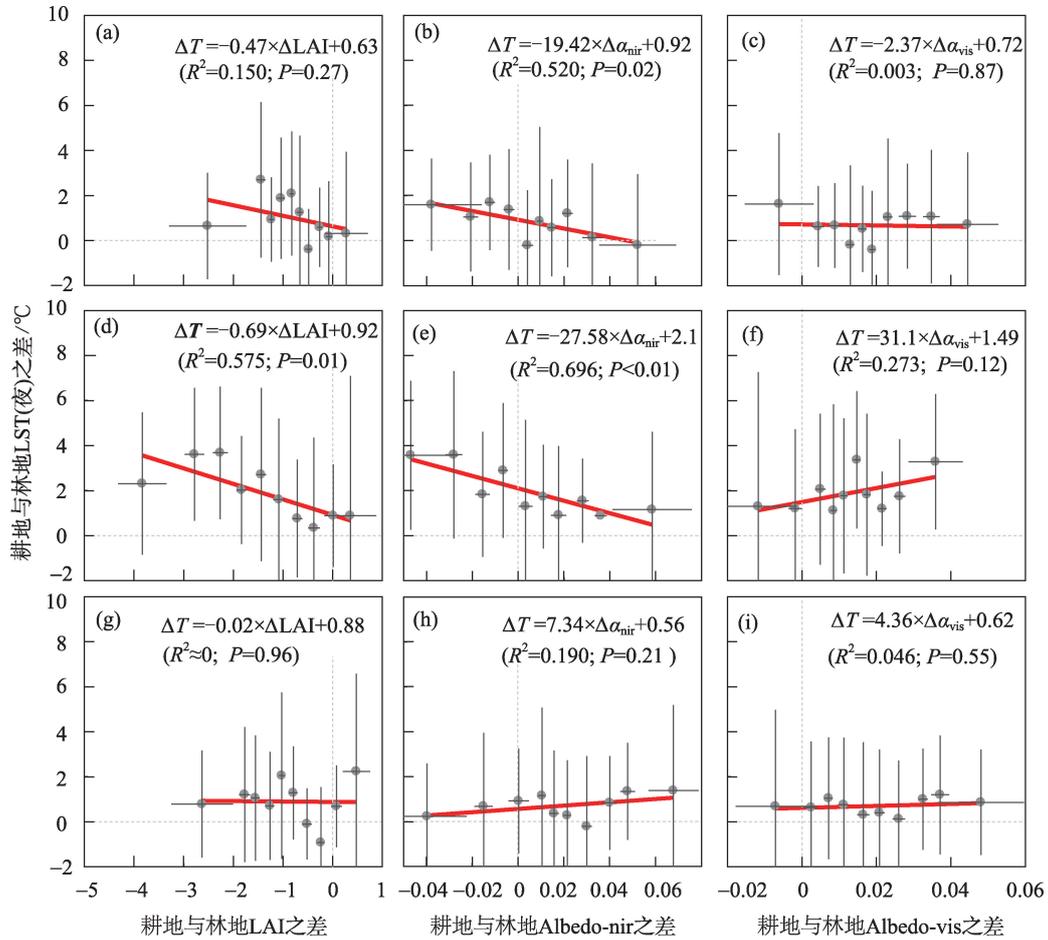


图6 夜间LST之差对LAI、Albedo-nir、Albedo-vis之差的响应敏感度

Fig.6 Response sensitivity of the difference of land surface temperature (LST) (nighttime) between cropland and woodland to the difference of leaf area index (LAI), Albedo-nir, and Albedo-nir in different seasons

耕地与林地的白昼温差达2~3 °C,夜间也可达1 °C以上,并且耕地与林地温差不仅存在明显的季节变化,而且也存在一定的地域分异。耕地的LAI普遍低于林地,而地表反照率普遍高于林地。耕地与林地温差主要是由于蒸散发差异所致,林地的LAI较大,蒸散发较强,地表向大气潜热通量较大,用于直接加热地表的能量相对偏少,因而温度相对偏低;耕地则与之相反。这与Lee等(2011)、Peng等(2014)的观测结果和张学珍等(2015)的模拟结果一致,均认为中国南部毁林开荒具有致暖效应,且致暖效应主要来源于蒸散发机制。

本文综合采用 Google Earth 高清影像与 MODIS 陆地数据产品揭示耕地与林地转换对地表温度的影响,并探索其形成机制。基于 Google Earth 高清影像进行虚拟野外采样确保了地表覆被类型的识别精度,同时避免了野外采样的高成本;在此基础上,对比分析 MODIS 陆地数据产品中耕地与林

地的LST及LAI、Albedo之差,有效减小了混合像元问题对研究结果精度的不利影响。研究结果深化了对耕地、林地转换的气候效应的认识,为验证陆面过程模型提供了基础数据和科学认识。

需要说明的是,夜间LST温差形成机制很复杂,有多种因素影响。一方面是白昼温差的惯性,另一方面是夜间大气逆辐射,此外还有地表物质组成的比热大小。白昼热惯性是指白天地表积累的能量在夜间的持续释放,从而影响夜间的温度,这可能是耕地夜间LST大于林地的主要原因。夜间大气逆辐射,主要取决于低云云量和近地表的大气含水量,对地表起到保温作用(Li et al, 2017)。本文发现的夜间LST之差对LAI之差响应敏感度偏低就可能与夜间大气逆辐射有关。具体而言,林地白天蒸发的水蒸气作为一种温室气体增强了夜间的大气逆辐射,起到了保温作用,从而部分抵消了林地白昼温度偏低的惯性。另外,林地LAI偏高不

仅意味着较强的蒸散发,也可能指示了地表含水量较高。由于水的比热较大,升温 and 降温幅度相对偏小,因而白昼相对偏冷,夜间则相对偏暖。这在一定程度上也会导致林地白昼温度偏低,夜间温度则相对偏高,从而强化了白昼LST之差与LAI之差的相关性,弱化了夜间LST之差与LAI之差的相关性。

最后,本文尚有几点不足有待于进一步改进。首先,受自然环境和土地利用格局的限制,在“纯像元”原则之下,在200对采样点中只有100对采样点属于“近距离配对”,总体来说地形复杂的中偏西部林地采样点居多,而地势相对平坦的东部地区耕地采样点偏多,因此,本文展示的全部采样点平均的耕地与林地之差包括了地理差异因素的影响。同时,林地大多位于山坡,而耕地大多位于山前平原地区,平均海拔之差约为90 m,根据温度垂直递减率,海拔之差导致的气温之差约为0.54℃。因此,本文研究分析发现的耕地较林地地表温度偏高可能与耕地、林地海拔之差也有一定关系。其次,在地形条件极其复杂的川渝地区,景观破碎度极高,难以挑选出“纯像元”,虽然本文尽可能地选取像元范围内主导覆盖类型面积相对偏大的作为“纯像元”,但该地区耕地与林地地表参数之差可能具有较大的不确定性。第三,Albedo数据质量严重偏低,造成插补数据相对偏多,由此造成耕地与林地Albedo之差分析结果的不确定性大于其他参数差异的分析结果。

参考文献(References)

董思言, 延晓冬, 熊喆, 等. 2015. 土地利用/覆盖变化对中国不同季节气温的影响 [J]. 生态学报, 35(14): 4871-4879. [Dong S Y, Yan X D, Xiong Z, et al. 2015. Impacts of land use/cover change in China on mean temperature. *Acta Ecologica Sinica*, 35(14): 4871-4879.]

胡茂桂, 王劲峰. 2010. 遥感影像混合像元分解及超分辨率重建研究进展 [J]. 地理科学进展, 29(6): 747-756. [Hu M G, Wang J F. 2010. Mixed-pixel decomposition and super-resolution reconstruction of RS image. *Progress in Geography*, 29(6): 747-756.]

胡琼, 张建, 徐保东, 等. 2013. Google Earth 影像与同源 Quick Bird 影像在城市土地利用分类上的对比研究 [J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 47(2): 287-291. [Hu Q, Zhang J, Xu B D, et al. 2013. A comparison of Google Earth imagery and the homologous Quick Bird imagery being used in land-use classification. *Journal of Central China Normal University (Natural Sciences)*, 47(2): 287-291.]

蓝金辉, 邹金霖, 郝彦爽, 等. 2018. 高光谱遥感影像混合像元分解研究进展 [J]. 遥感学报, 22(1): 13-27. [Lan J H, Zou J L, Hao Y S, et al. 2018. Research progress on unmixing of hyperspectral remote sensing imagery. *Journal of Remote Sensing*, 22(1): 13-27.]

李升发, 李秀彬. 2016. 耕地撂荒研究进展与展望 [J]. 地理学报, 71(3): 370-389. [Li S F, Li X B. 2016. Progress and prospect on farmland abandonment. *Acta Geographica Sinica*, 71(3): 370-389.]

李勇, 杨晓光, 代姝玮, 等. 2010. 长江中下游地区农业气候资源时空变化特征 [J]. 应用生态学报, 21(11): 2912-2921. [Li Y, Yang X G, Dai S W, et al. 2010. Spatiotemporal change characteristics of agricultural climate resources in middle and lower reaches of Yangtze River. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 21(11): 2912-2921.]

杨永可, 肖鹏峰, 冯学智, 等. 2014. 大尺度土地覆盖数据集在中国及周边区域的精度评价 [J]. 遥感学报, 18(2): 453-475. [Yang Y K, Xiao P F, Feng X Z, et al. 2014. Comparison and assessment of large-scale land cover datasets in China and adjacent regions. *Journal of Remote Sensing*, 18(2): 453-475.]

袁智. 2013. 植物叶片蒸腾作用模拟 [D]. 合肥: 中国科学技术大学. [Yuan Z. 2013. The simulation of the transpiration of the plant leaf. Hefei, China: University of Science and Technology of China.]

张方方, 齐述华, 舒晓波, 等. 2010. 南方山地丘陵土地利用类型的地形影响 GIS 分析: 以江西省为例 [J]. 地球信息科学学报, 12(6): 784-790. [Zhang F F, Qi S H, Shu X B, et al. 2010. Study on the relationship between land use spatial patterns and topographical factors for mountainous region: Taking Jiangxi Province as an exemplar. *Journal of Geo-information Science*, 12(6): 784-790.]

张学珍, 刘纪远, 熊喆, 等. 2015. 20 世纪末中国中东部耕地扩张对表面气温影响的模拟 [J]. 地理学报, 70(9): 1423-1433. [Zhang X X, Liu J Y, Xiong Z, et al. 2015. Simulated effects of agricultural development on surface air temperature over central and eastern China in the late 20th century. *Acta Geographica Sinica*, 70(9): 1423-1433.]

张学珍, 赵彩杉, 董金玮, 等. 2019. 1992—2017 年基于荟萃分析的中国耕地撂荒时空特征 [J]. 地理学报, 74(3): 411-420. [Zhang X Z, Zhao C S, Ding J W, et al. 2019. Spatiotemporal pattern of cropland abandonment in China in the last three decades: A meta-analysis. *Acta Geographica Sinica*, 74(3): 411-420.]

Arendt A, Luthcke S, Gardner A, et al. 2013. Analysis of a GRACE global mascon solution for Gulf of Alaska glaciers [J]. *Journal of Glaciology*, 59: 913-924.

- Dong J W, Liu J Y, Yan H M, et al. 2011. Spatio-temporal pattern and rationality of land reclamation and cropland abandonment in mid-eastern Inner Mongolia of China in 1990–2005 [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 179: 137-153.
- Essa W, Verbeiren B, Kwast J V D, et al. 2017. Improved diastad for downscaling thermal MODIS imagery over urban areas [J]. *Remote Sensing*, 9(12), doi: 10.3390/rs9121243.
- Foley J A, Ruth D, Gregory P A, et al. 2005. Global consequences of land use [J]. *Science*, 309: 570-574. doi: 10.1126/science.1111772.
- Golestaneh P, Zekri M, Sheikholeslam F. 2018. Fuzzy wavelet extreme learning machine [J]. *Fuzzy Sets & Systems*, 342: 90-108. doi: 10.1016/j.fss.2017.12.006.
- Jin D C, Guan Z Y. 2017. Summer rainfall seesaw between Hetao and the middle and lower reaches of the Yangtze River and its relationship with the North Atlantic Oscillation [J]. *Journal of Climate*, 30(17): 6629-6643.
- Karlsson I B, Sonnenborg T O, Refsgaard J C, et al. 2016. Combined effects of climate models, hydrological model structures and land use scenarios on hydrological impacts of climate change [J]. *Journal of Hydrology*, 535: 301-317.
- Knyazikhin Y, Martonchik J V, Myneni R B, et al. 1998. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 103(D24): 32257-32275.
- Lee X H, Goulden M L, Hollinger D Y, et al. 2011. Observed increase in local cooling effect of deforestation at higher latitudes [J]. *Nature*, 479: 384-387.
- Li J Y, Dodson J, Yan H, et al. 2018. Quantitative Holocene climatic reconstructions for the lower Yangtze region of China [J]. *Climate Dynamics*, 50(3-4): 1101-1113.
- Li S F, He F N, Zhang X Z. 2016. A spatially explicit reconstruction of cropland cover in China from 1661 to 1996 [J]. *Regional Environmental Change*, 16(2): 417-428.
- Li X X, Zhang X Z, Zhang L J. 2017. Observed effects of vegetation growth on temperature in the early summer over the Northeast China Plain [J]. *Atmosphere*, 8(6). doi: 10.3390/atmos8060097.
- Ludwig A, Meyer H, Nauss T. 2016. Automatic classification of Google Earth images for a larger scale monitoring of bush encroachment in South Africa [J]. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 50: 89-94.
- Mahmood R, Pielke R A, Hubbard K G, et al. 2014. Land cover changes and their biogeophysical effects on climate [J]. *International Journal of Climatology*, 34(4): 929-953.
- Newbold T, Hudson L N, Hill S L L, et al. 2015. Global effects of land use on local terrestrial biodiversity [J]. *Nature*, 520: 45-50.
- Pei F S, Wu C J, Qu A, et al. 2017. Changes in extreme precipitation: A case study in the middle and lower reaches of the Yangtze River in China [J]. *Water*, 9(12). doi: 10.3390/w9120943.
- Peng S S, Piao S L, Zeng Z Z, et al. 2014. Afforestation in China cools local land surface temperature [J]. *PNAS*, 111(8): 2915-2919.
- Ramankutty N, Foley J A. 1999. Estimating historical changes in global land cover: Croplands from 1700 to 1992 [J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 13: 997-1028.
- Schaaf C B, Gao F, Strahler A H, et al. 2002. First operational BRDF, albedo nadir reflectance products from MODIS [J]. *Remote Sensing of Environment*, 83(1): 135-148.
- Turner II B L, Lambin E F, Reenberg A. 2007. The emergence of land change science for global environmental change and sustainability [J]. *PNAS*, 104(52): 20666-20671.
- Wan Z M, Li Z L. 1997. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4): 980-996.
- Wang Y Y, Li G. 2014. Analysis of "furnace cities" in China using MODIS/LST product (MOD11A2)[C]// *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE*, 2014: 1817-1820.
- Yan J Z, Yang Z Y, Li Z H, et al. 2016. Drivers of cropland abandonment in mountainous areas: A household decision model on farming scale in Southwest China [J]. *Land Use Policy*, 57: 459-469. doi:10.1016/j.landusepol.2016.06.014.
- Yebra M, Dijk A V, Leuning R, et al. 2013. Evaluation of optical remote sensing to estimate actual evapotranspiration and canopy conductance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 129(2): 250-261.
- Zhang X Z, Tang Q H, Zheng, J Y, et al. 2013. Warming/cooling effects of cropland greenness changes during 1982–2006 in the North China Plain [J]. *Environmental Research Letters*, 8(2). doi: 10.1088/1748-9326/8/2/024038.

Effects of cropland and woodland conversion on land surface temperature based on Google Earth and MODIS land data:

A case study of the middle and lower reaches of the Yangtze River Basin and its adjacent areas

ZHAO Caishan¹, ZENG Gang², ZHANG Lijuan¹, ZHANG Xuezheng^{3*}

(1. Heilongjiang Province Key Laboratory of Geographical Environment Monitoring and Spatial Information Service in Cold Regions, Harbin Normal University, Harbin 150025, China; 2. Key Laboratory of Meteorological Disaster, Ministry of Education, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 3. Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: Revealing the impact of land conversion on land surface temperature is of great significance for understanding the climatic and environmental effects of human activities. Statistical analysis based on satellite remote sensing data is an important method to reveal the impact of land use/cover change on land surface temperature. However, in areas with high landscape fragmentation, the mixed pixel problem has become the main limiting factor for the use of this technology, especially in the Yangtze River Basin in southern China. In order to break through this limitation, 200 pairs of pure pixels of cropland and woodland were identified on the 1 km scale based on Google Earth high-definition images. Then, the differences of land surface temperature (LST), leaf area index (LAI), and albedo between cropland and woodland were compared and analyzed by MODIS land data products. The results show that the LST of cropland was higher than that of woodland, and the temperature differences between daytime and nighttime were about 2.75 °C and 1.15 °C, respectively. Daytime temperature difference between cropland and woodland showed double peaks (May and October, with temperature differences about 3.18 °C and 3.33 °C), and nighttime temperature difference showed a single peak (July, about 2.46 °C). Temperature difference varied from place to place. The highest temperature difference was in the west—in the area bordering Shaanxi and Gansu Provinces, annual average temperature difference was about 3.83 °C; and temperature difference was the smallest between central and southern Anhui Province (about 1.1 °C). The difference of LST between cropland and woodland is mainly caused by the difference of evapotranspiration. The LAI of woodland is larger, the evapotranspiration is stronger, the latent heat flux from the surface to the atmosphere is higher, and the sensible heat used to directly heat the surface is relatively less, so the LST is relatively low. The above results show that the conversion of cropland to woodland in the Yangtze River Basin and adjacent areas has a cooling effect by increasing evaporation in recent years.

Keywords: cropland and woodland conversion; land surface temperature; middle and lower reaches of the Yangtze River Basin