

胡婧婷, 陈亮. 2020. 上海市土地利用资料优化方案对 WRF 模式模拟高温过程的影响 [J]. 气候与环境研究, 25(4): 443–456. HU Jingting, CHEN Liang. 2020. Influence of Land Use Data Optimization Schemes on WRF Model Simulations of High Temperature Processes in Shanghai [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 25 (4): 443–456. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2020.20013

上海市土地利用资料优化方案对 WRF 模式 模拟高温过程的影响

胡婧婷^{1,2} 陈亮^{1,2}

1 华东师范大学地理信息科学教育部重点实验室, 上海 200241

2 华东师范大学地理科学学院, 上海 200241

摘要 在 WRF 模拟中, 默认的土地利用数据与实际土地利用情况差异较大, 因此会影响模式的模拟效果。为此, 许多学者提出了更新城市土地利用数据的方案。最简单的方法是仅就城市建成区面积进行修正。但因城市地表具有非均匀性, 进而又提出了将建成区进一步精细化分类。然而, 在研究土地利用资料对 WRF 模式影响的文献中, 绝大多数研究仅是就某种资料更新前后的模拟效果进行比较, 并未将城市面积改变、城市非均匀性这两个因子进行区分。本文综合考虑了面积修正与精细化分类这两个因子, 根据面积修正方案和两种精细化方案生成了 3 种土地利用的优化数据, 并结合默认土地数据共设置了 4 个算例对上海市 2018 年 8 月和 2019 年 8 月两次高温天气过程进行了模拟, 通过对结果进行比较分析发现: 1) 对 WRF 土地利用数据进行优化后, 改善了温度、相对湿度和风速的模拟效果。2) 城市建成区面积是影响温度最关键的因子, 面积修正使温度的平均均方根误差 (RMSE) 降低了 0.86°C, 在此基础上的精细化分类使平均 RMSE 最多降低了 0.04°C。3) 城市的精细化分类是影响风速和相对湿度的主要因子, 面积修正使风速的平均 RMSE 仅降低 0.04 m/s, 而精细化分类可使其 RMSE 再进一步降低最多 0.19 m/s; 面积修正使相对湿度的平均 RMSE 仅降低 0.23%, 而精细化分类可使其 RMSE 再进一步降低最多 2.25%。4) 总体说来, 精细化分类方案在一定程度上考虑了城市的非均匀性, 因此对于温度、相对湿度和风速模拟结果的改善程度更大, 且分类越细致, 效果越好。

关键词 土地利用 WRF-UCM 模型 城市精细化分类 上海

文章编号 1006-9585(2020)04-0443-14

中图分类号 P435

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2020.20013

Influence of Land Use Data Optimization Schemes on WRF Model Simulations of High Temperature Processes in Shanghai

HU Jingting^{1,2} and CHEN Liang^{1,2}

1 Key Laboratory of Geographic Information Science (Ministry of Education), East China Normal University, Shanghai 200241

2 School of Geographic Science, East China Normal University, Shanghai 200241

收稿日期 2020-01-20; 网络预出版日期 2020-06-01

作者简介 胡婧婷, 女, 1994 年出生, 硕士研究生, 主要从事城市气候与大气环境的研究。E-mail: 51173901050@stu.ecnu.edu.cn

通讯作者 陈亮, E-mail: lchen@geo.ecnu.edu.cn

资助项目 国家自然科学基金项目 41805089, 上海市自然科学基金资助项目 18ZR1410700, 上海市城市更新及其空间优化技术重点实验室开放课题资助 201830207, 华东师范大学地理信息科学教育部重点实验室主任基金 KLGIS2019C01

Funded by National Natural Science Foundation of China (Grant 41805089), Natural Science Foundation of Shanghai (Grant 18ZR1410700), Open Projects Fund of Key Laboratory of Shanghai Urban Renewal and Spatial Optimization Technology (Grant 201830207), Director's Fund of Key Laboratory of Geographic Information Science (Ministry of Education), East China Normal University (Grant KLGIS2019C01)

Abstract The default land use data used in the Weather Research and Forecasting Model (WRF) differ significantly from the actual land use situation, which affects the simulation results. For this reason, many researchers have proposed schemes for updating land use data prior to running the model. The simplest method involved correcting the size of the urban area. Due to the heterogeneity of the urban surface, it has been suggested that the urban landscape be subdivided into refined classification areas. However, in the literature on the impact of land use data on the WRF model, most studies have only compared the simulation results before and after data updating, and have not distinguished the two factors of changes in the urban areas and urban heterogeneity. In this paper, the authors consider the use of urban area correction and refined classification synthetically. In the area correction scheme and the two refined classification schemes, three kinds of optimized land use data are generated. Combined with default land use data, the authors established four cases to simulate two high temperature weather processes that occurred in August 2018 and August 2019 in Shanghai. The results of these two simulations are: 1) The simulation results for temperature, relative humidity, and wind speed were improved after the land use data in the WRF model had been updated. 2) The size of an urban area is the most critical factor affecting the temperature. The area correction reduces the average root mean square error (RMSE) by 0.86°C , but the refined classification reduced the average RMSE by just 0.04°C at most. 3) The refined classification method primarily affected the wind speed and relative humidity. Although area correction reduced the average RMSE of wind speed by just 0.04 m/s , the refined classification method further reduced the RMSE by up to 0.19 m/s . The mean RMSE of relative humidity was reduced by just 0.23% by area correction, while the maximum RMSE was reduced by 2.25% by refined classification. 4) Generally speaking, to some extent, the heterogeneity of a city is considered in refined classification schemes, so the simulation results for temperature, relative humidity, and wind speed are improved to a greater extent, and the more detailed is the classification, the better is the effect.

Keywords Land use, WRF-UCM model, Urban refined classification, Shanghai

1 引言

我国城镇化的高速发展改变了当地下垫面的物理属性和地表形态,进而影响了天气和气候特征。研究表明,在城镇化进程中,所在城市的温度 (Kalnay and Cai, 2003), 风速 (卞韬等, 2018)、日照 (吴婕等, 2015)、降水 (王喜全等, 2007) 在一定程度上都受到了土地利用变化的影响。正因为土地利用和当地气象要素存在互相影响的关系,因此,对于天气与气候模拟来说,模式中使用的土地利用数据与实际情况的匹配程度也影响着其结果的准确性 (Madala et al., 2019)。

目前,在天气研究与预报模式 (The Weather Research and Forecasting Model, WRF) 中,默认数据集相对老旧,一种是更新于 1993 年、被分为 24 个类别的 USGS (United States Geological Survey) 数据,另一种是更新于 2001 年被分为 20 个类别的 MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer) 数据,这两种默认数据集仅有 1 个土地类别代表城市。有研究表明更精细和准确的土地利用数据能够改善模式的模拟效果 (曹峥等, 2015), 因此通常在模式运行前,需要对土地利用资料进行优化更新。

城市发展引起的土地利用变化一方面体现在城

市外部轮廓不断向外扩张,另一方面体现在城市内部空间结构日益复杂,因此,对 WRF 模式中土地利用资料的更新主要是对城市土地利用面积修正和城市内部分类细化两个方面。在城市面积修正方面,常鸣等 (2014) 利用当地已有的土地覆盖数据按照 USGS 的分类标准进行重分类,生成新的土地利用资料。因更新后的资料更加符合实际土地利用情况,从而改善了 WRF 模式对温度、风速和水汽压的模拟效果;在对城市内部分类的精细化方面, WRF 城市冠层模型 (Urban Canopy Model, UCM) 支持研究者对城市建成区进一步细分为低强度居住区、高强度居住区、工商业和交通区 3 类 (或被称为“低密度区”、“中密度区”和“高密度区”) (<https://ral.ucar.edu/sites/default/files/public/product-tool/WRF-LSM-Urban.pdf>[2007-08-01])。研究表明,城市的非均匀性对气象要素及其分布特征有一定影响 (宋玉强等, 2014), 因此在模式中考考虑城市的精细化分类也是有必要的。在欧美的研究中,由于当地土地利用数据集更新速度快,划分精细且易于获取,研究者通常可以直接从共享数据库中下载土地利用资料,并参考 NCAR 将美国高分辨率土地覆盖数据 (National Land Cover Database, NLCD) 重分类为低、中、高密度区的方法分类 (Dimitrova et al., 2019)。但在我国,由于高精度

的土地利用数据不易获取，研究者一般通过卫星遥感资料，利用不同分类方法将城市细分为 3 类功能区：譬如张弛和束炯（2011）根据建筑物和植被比例对城市建成区进行细分；李烜等（2015）则使用了 DEM(Digital Elevation Model) 高程数据，将更新后的建成区细分；陈光等（2016）使用 Landsat 卫星资料，通过计算人类居住指数（Human Settlement Index, HIS）来对建成区进行分类。

近年来，基于局地气候分区（Local Climate Zone, LCZ）（Stewart and Oke, 2012）分类框架的土地利用资料分类方法逐渐应用于全球各地城市热岛研究中。LCZ 分类与上述分类相同的是，它们都考虑到了城市内部的非均匀性；与上述分类不同的是，LCZ 基于另一套分类标准，最多可将城市地表分为 10 类不同区域用于模式中。Brousse et al.（2016）首次以城市 LCZ 数据集修正了马德里的土地数据，证明了这种新的分类方法对于 WRF 模式有一定的改善效果。此后，将 LCZ 分类应用于 WRF 模式的研究逐渐在世界各地得以应用（Mughal et al., 2019; Molnár et al., 2019; Pellegatti Franco et al., 2019; Mu et al., 2020）。

我们发现，在研究土地利用资料更新对 WRF 模式影响的文献中，绝大多数研究仅是就某一种资料更新前后的模拟效果进行比较，并未将“城市面积改变”和“城市非均匀性”这两个因子进行区分。因此，我们综合考虑了面积修正与精细化分类这两个因子，根据城市土地利用资料的不同优化方案，对模式中的土地利用资料进行更新，并利用更新数据对上海市两次高温天气过程进行模拟，研究不同土地利用资料的优化方案对 WRF 模式模拟高温天气过程的影响。

2 数据及方法

2.1 研究区域及数据

上海是我国城市化水平最高的地区之一，多次

历经城市转型和变迁，导致城市形态结构和土地利用情况非常复杂，对于研究城市精细化分类的模式影响来说是很好的样本，因此本文选取了上海市作为研究区域。

文中使用了中国科学院计算机网络信息中心地理空间数据云平台（<http://www.gscloud.cn> [2008-07-01]）提供的 Landsat8 卫星影像作为土地利用资料的数据源，为了降低云的影响，本文从中筛选出成像时刻云量小于 10% 的数据集（如表 1 所示）。

2.2 研究方法

本文将卫星数据处理后，根据不同优化方案，生成了 3 种土地利用更新数据。然后将数据导入 WRF 模式（版本 3.9），结合默认的 USGS 数据，共设置了 4 个算例（Case 1–4）进行数值模拟试验。最后，将数值试验结果与观测值进行比较，得出结论（图 1 为研究流程示意图）。为了减少研究的不确定性，本研究中的城市土地利用的更新仅指城市建成区的更新，并不考虑未受城市化影响区域的土地利用变化。本小节分别介绍这 3 种土地利用数据的生成及导入 WRF 中的步骤。

2.2.1 LCZ 分类

目前，生成 LCZ 数据集的主要方法是根据世界城市数据库和门户访问工具（the World Urban Database and Access Portal Tools, WUDAPT）（<http://www.wudapt.org> [2018-07-01]）项目中提出的流程（Bechtel et al., 2015, 2019; Ching et al., 2018）（图 2）进行操作。WUDAPT 流程不需要高精度的 GIS 数据或难以获取的高分图像，即可将研究区域进行精细化分类生成 LCZ 地图。WUDAPT 最多可将研究区域分为 10 个类别的城市地表和 7 个类别的自然地表。

本文对上海进行 LCZ 分类的主要步骤如下：

首先，将卫星图像进行拼接，裁剪和重采样，需要说明的是，因为不同季节植被具有不同的光谱特征，因此需选择不同季节的卫星影像。然后根

表 1 2017 年上海 Landsat8 卫星遥感资料

Table 1 Landsat8 satellite remote sensing data of Shanghai in 2017

卫星产品	数据标识	成像时间	平均云量
Landsat8 OLI_TIRS	LC81180382017092LGN01	2017-04-02	0.02%
	LC81180392017092LGN00	2017-04-02	2.49%
	LC81180382017236LGN00	2017-08-24	0.4%
	LC81180392017236LGN00	2017-08-24	0.26%

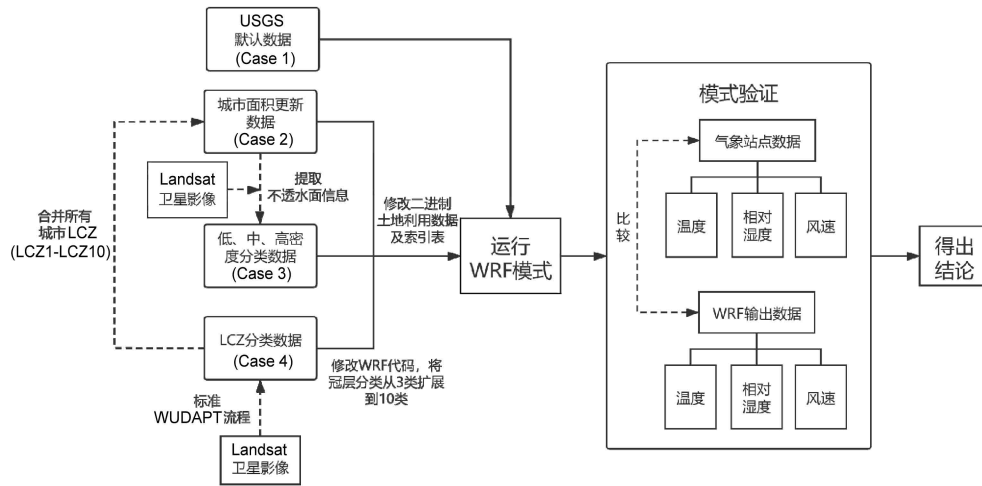


图 1 本文研究流程示意图

Fig. 1 Schematic illustration of research process in this study

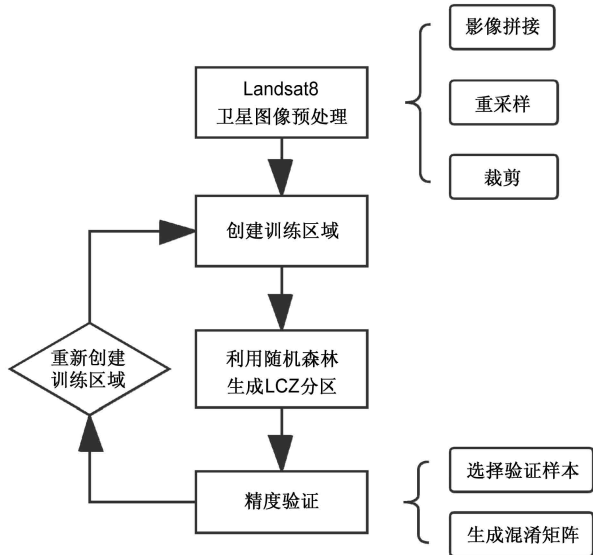


图 2 局地气候分区 (LCZ) 地图生成示意图

Fig. 2 Schematic illustration of Local Climate Zone (LCZ) map generation

据 LCZ 的定义, 在 Google Earth 软件上对各类 LCZ 进行分层采样 (即对每类 LCZ 完全随机地选取训练区域)。训练区域的分布见图 3, 其中, 不同颜色区域表示不同类别的 LCZ。之后, 将选定的训练区域以及含光谱信息的卫星影像资料导入 SAGA GIS, 并利用软件中的分类器对研究区域进行 LCZ 的划分。然后, 本文避开已成为训练区域的地方, 完全随机地在地图上选取验证样本, 验证样本与训练样本相互独立。最后通过混淆矩阵法对 LCZ 分类结果进行精度验证。因为这一流程属于遥感监督分类, 所以训练区域的选择影响着最终

的分类结果, 本文根据香港各 LCZ 的地面特征 ([https://www.researchgate.net/publication/303753786_The_Accuracy_of_LCZ_maps_Generated_by_the_World_Urban_Database_and_Access_Portal_Tools_WUDAPT_Method_A_Case_Study_of_Hong_Kong.\[2018-07-01\]](https://www.researchgate.net/publication/303753786_The_Accuracy_of_LCZ_maps_Generated_by_the_World_Urban_Database_and_Access_Portal_Tools_WUDAPT_Method_A_Case_Study_of_Hong_Kong.[2018-07-01])), 结合百度街景 (表 2), 共选取了 121 个较为准确的训练区域, 最后生成了上海市分辨率为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的 LCZ 分类地图 (如图 4 所示)。

因为遥感图像的监督分类存在主观因素强的缺点, 所以需要对分类结果进行精度检验, 常用的方法是混淆矩阵法 (梁继等, 2002)。表 3 则是上海市 LCZ 分类地图所对应的混淆矩阵, 矩阵中的每一行代表了预测类别中的参考像元个数, 每一列表示实际类别中的参考像元个数。

混淆矩阵中还含有以下参数:

总体分类精度 OA (Overall Accuracy) 指被正确分类像元总和除以像元总数 N ;

用户精度 UA (User's Accuracy) 指正确分到 A 类的像元总数与分类器将整个影像分到 A 类的像元总数的比率;

制图精度 PA (Producer's Accuracy) 指分类器正确分到 A 类的像元总数与 A 类真实参考点总数比率。Kappa 系数计算公式为

$$\kappa = \frac{N \sum_k x_{kk} - \sum_k (x_{k+} * x_{+k})}{N^2 - \sum_k (x_{k+} * x_{+k})}, \quad (1)$$

其中, N 表示整个混淆矩阵中元素之和, 在本文中,

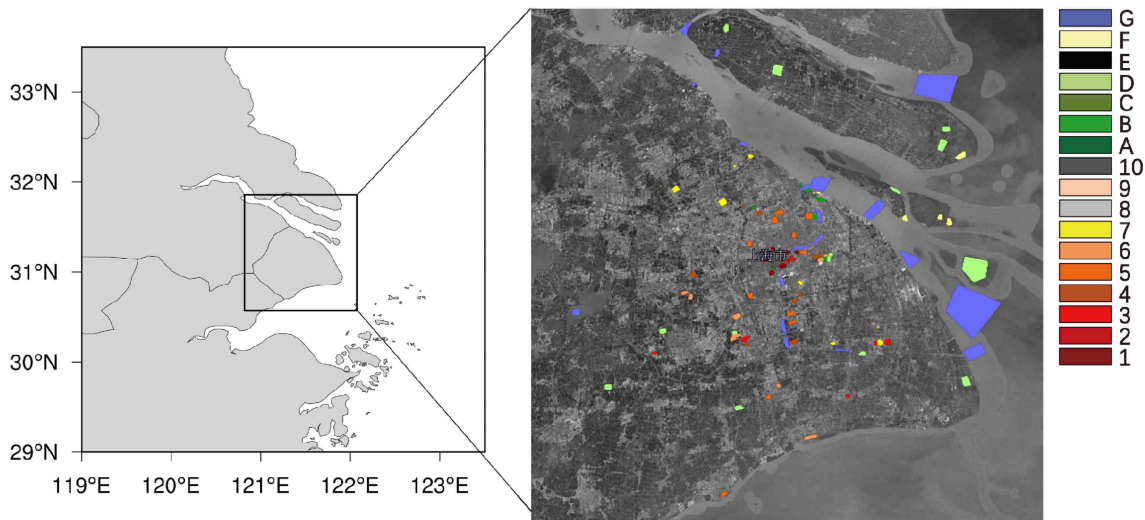


图 3 2017 年 Google Earth 软件中上海各类 LCZ 训练区域（A-G 分别表示树木密集区、树木零散分布区、灌木区、低矮植物区、石头或路面区、裸土或沙土区、水体；1-10 分别表示紧凑高层建筑区、紧凑中层建筑区、紧凑低层建筑区、开敞高层建筑区、开敞中层建筑区、开敞低层建筑区、轻型低层建筑区、大型低层建筑区、分散建筑区、重工业区）

Fig. 3 LCZs training areas of Shanghai in 2017 in Google Earth software (A-G represent the area of dense trees, scattered trees, bush or scrub, low plants, bare rock or paved, bare soil or sand, and water, respectively; 1-10 represent the area of compact high-rise, compact mid-rise, compact low-rise, open high-rise, open mid-rise, open low-rise, lightweight low-rise, large low-rise, sparsely built, and heavy industry, respectively)

表 2 2017 年上海各类 LCZ 地面景观
Table 2 Ground landscapes of LCZs of Shanghai in 2017

建筑类型	景观示例	建筑类型	景观示例	地表覆盖类型	景观示例
LCZ 1 紧凑高层建筑区		LCZ 7 轻质低层建筑区		LCZ B 树木零散分布区	
LCZ 3 紧凑低层建筑区		LCZ 8 大型低层建筑区		LCZ D 低矮植物区	
LCZ 4 开敞高层建筑区		LCZ 10 重工业区		LCZ E 石头或路面区	
LCZ 5 开敞中层建筑区				LCZ F 裸土或沙土区	
LCZ 6 开敞低层建筑区				LCZ G 水体	

表 4 2017 年上海 LCZ 各类别比例

Table 4 Proportions of LCZs of Shanghai in 2017

	城市地表								自然地表				
	1	3	4	5	6	7	8	10	B	D	E	F	G
栅格数	3314	12079	43479	96454	63248	57458	1578	16587	19418	335279	15422	4275	21184
百分比	0.48%	1.75%	6.30%	13.98%	9.17%	8.33%	0.23%	2.40%	2.82%	48.61%	2.24%	0.62%	3.07%
总计	42.64%								57.36%				

到完全一致的分类，在高度异质化和景观破碎化的城市中更是如此。目前已有学者探讨了分类方法的规范化和改进 (Zhao et al., 2019; Zhao et al., 2019)，这部分内容已经超出了本文的研究范围，故在此不做讨论。

2.2.2 城市面积修正

此方案在不考虑城市内部精细化分类的情况下，对城市建成区面积进行了修正。在一般研究中，研究者可直接通过遥感影像或已有土地利用数据，根据 WRF 中土地利用数据分类标准进行重分类以修正城市面积。而在本文中，为了保持 3 个优化方案中城市面积一致，将 LCZ 分类中的所有城市类别 (LCZ 1–10) 进行简单合并，得到了经过城市面积修正后的数据 (图 5)。

2.2.3 低、中、高密度区分类

由于不透水面的快速增长是城市化的一个重要特征，且已有研究者利用 Landsat 卫星资料、根据不透水率差异进行城市的精细化分类 (张亦洲等, 2013)，故本研究也使用了不透水面信息对城市区域进行再分类，以下是此分类的主要步骤：

首先，本研究基于 2017 年 4 月两景卫星资料，根据徐涵秋 (2008) 提出的 NDISI 方法，提取了上海市建成区的不透水面信息，然后利用 ArcGIS 的邻域分析计算出不透水面率，再通过设定不同的不透水面率阈值，将城市建成区细分为低、中、高密度区 3 类区域。阈值的设定参考 WRF 默认城市冠层参数表中的城市分数值，以及 NCAR 对于低、中、高密度区的描述 ([https://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/docs/user_guide_V3.9/users_guide_chap3.html#_Writing_Static_Data.\[2019-08-01\]](https://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/docs/user_guide_V3.9/users_guide_chap3.html#_Writing_Static_Data.[2019-08-01]))。故本文将高密度区定义为不透水面率大于 0.95 的区域，中密度区定义为不透水面率大于 0.7 而小于 0.95 的区域，低密度区定义为不透水面率小于 0.7 的区域，为上海地表做了比较粗略的分类，结果如图 6 所示。

2.2.4 土地利用数据导入 WRF

在 WRF 中，修改土地利用数据一般有两种方



图 5 2017 年上海城市建成区分布

Fig. 5 Distribution of urban built-up area in Shanghai in 2017

法，一是直接修改静态地理数据库中的二进制地理数据；二是修改插值网格文件或初始化文件中每一网格的主要土地利用变量 LU_INDEX 和每一土地利用类别的覆盖率 LANDUSEF。本文使用的是第一种方法，主要步骤如下：

首先，将前文中生成的土地利用数据以二进制格式写入文件。然后为此数据文件建立索引，规定土地利用文件的类型、投影方式、西南角经纬度等参数。最后，在 GEOGRID.TBL 定义新数据的名称、路径、插值方式、优先级等参数 ([https://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/tutorial/201007/WPS-advanced.pdf.\[2019-08-01\]](https://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/tutorial/201007/WPS-advanced.pdf.[2019-08-01]); [https://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/docs/user_guide_V3.9/users_guide_chap3.html#_Writing_Static_Data.\[2019-08-01\]](https://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/docs/user_guide_V3.9/users_guide_chap3.html#_Writing_Static_Data.[2019-08-01]))。

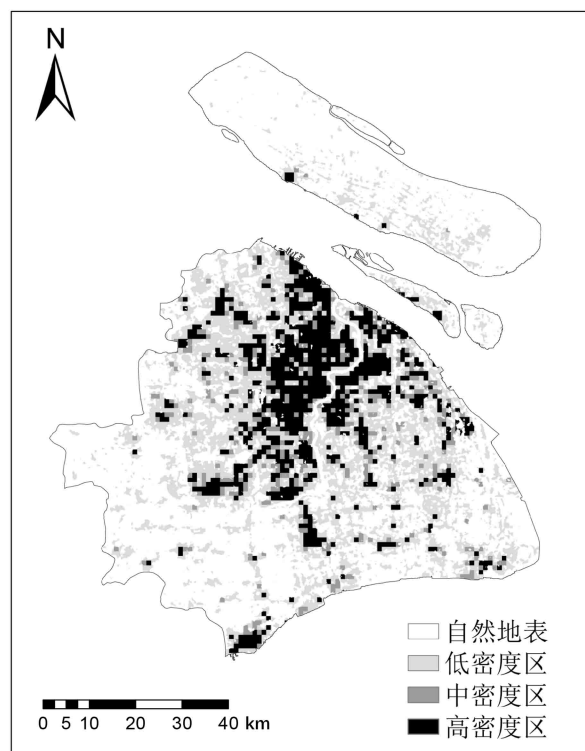


图6 2017年上海低、中、高密度区分布

Fig. 6 Distributions of low-density, medium-density, and high-density areas in Shanghai in 2017

需要说明的是, 因为 WRF 中只支持最多 3 类城市精细化分类, 所以若要将 LCZ 数据输入模式, 需要对 WRF 源代码中调用城市冠层的相关代码进行修改, 以便将城市类别从 3 类扩展到 10 类, 具体更改方法可见 <http://www.wudapt.org/wp-content/uploads/2016/05/Urbanized-WRF-modeling-using-WUDAPT-web-version-March2016.pdf>. [2019-08-01]。

3 数值试验方案设计

本文使用 WRF 模式 (版本 3.9) 对上海市 2 m 气温、相对湿度和 10 m 风速进行了模拟。研究选取了上海市 11 个气象站 (站点分布如图 7 所示) 的观测资料对模拟结果进行检验。为了排除其他天气系统的影响, 本文选择了 2018 年 8 月 7 日 08:00 (北京时间, 下同) 至 9 日 20:00, 2019 年 8 月 19 日 08:00 至 21 日 20:00 这两个时间段进行模拟, 这段时间上海被西太平洋副热带高压所控制, 天气较为稳定。这两次数值试验的前 12 小时都作为 spin up 时间, 不参与模拟效果评估。

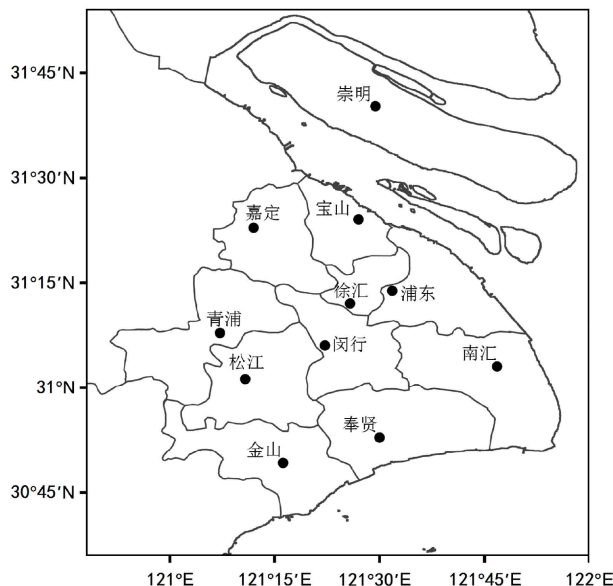


图7 上海地面自动气象站分布

Fig. 7 Distribution of ground automatic weather stations (AWSs) in Shanghai

模式设置了 3 层嵌套, 水平分辨率分别为 25 km、5 km 和 1 km, 网格数分别为 100×100 、 140×140 、 190×180 , 垂直方向为 35 层, 微物理方案采用 WSM3 方案, 长短波辐射均采用 RRTMG 方案, 近地层采用 Monin-Obukhov (Janjic Eta) 方案, 边界层采用 BouLac 方案, 陆面方案为与 Noah 耦合的 UCM 方案。

根据上述分类方法, 本文共设置了 4 个算例 (Case 1–Case 4) 进行模拟, 分类方法从简单到复杂, 各个方案比较如下:

Case 1 表示以默认的 USGS 土地利用数据进行模拟。该数据中, 城市范围较小, 城市分类仅有 1 类。

Case 2 表示以仅修正城市面积的数据进行模拟。该数据中, 城市范围较 Case 1 有所扩大, 城市分类仅有 1 类。

Case 3 表示以低、中、高密度区分类数据进行模拟, 同时, 研究还根据所计算出的低、中、高密度区域的平均城市分数, 替换城市冠层参数中的默认城市分数。在该数据中, 城市范围较 Case 1 有所扩大, 且城市被细分为 3 类。

Case 4 表示以 LCZ 分类数据进行模拟。该数据中, 城市范围较 Case 1 有所扩大, 同时, 城市被细分为 8 类不同 LCZ, 城市冠层参数来自 WUDAPT 官网提供的默认参数表。

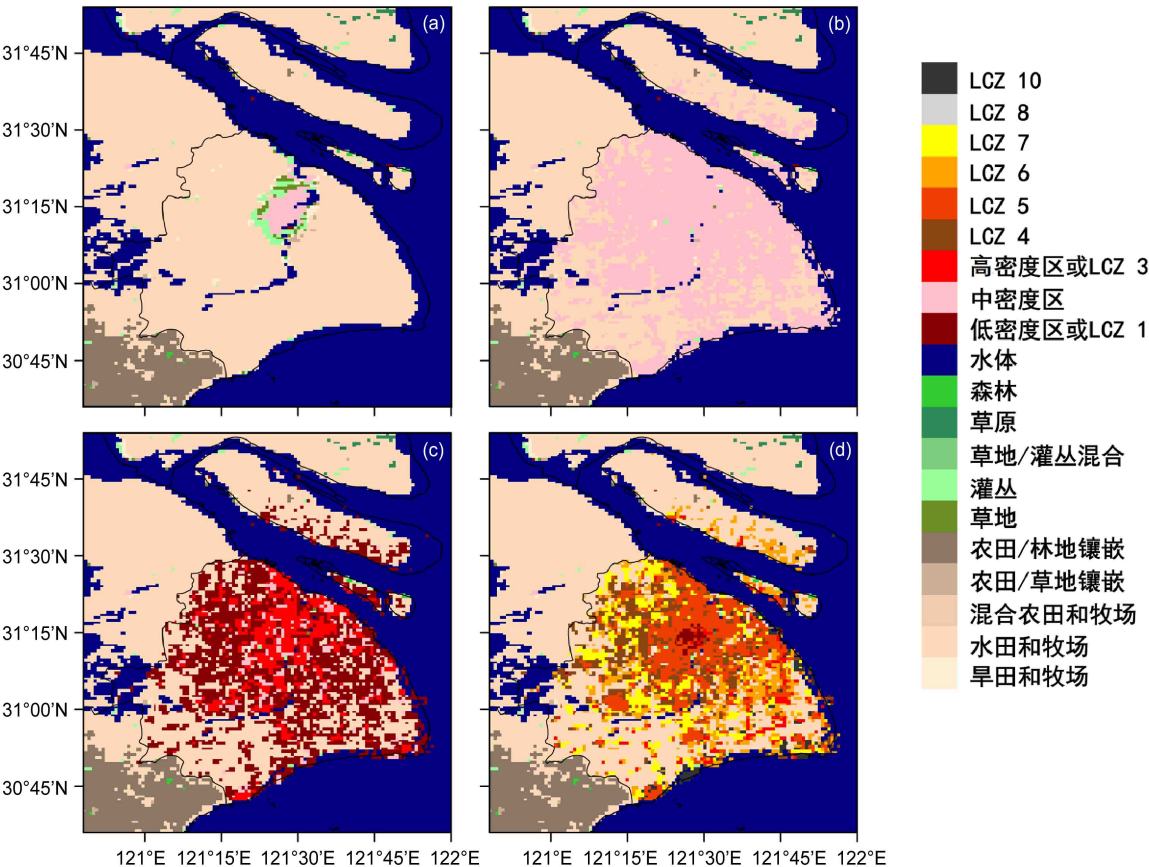


图 8 上海默认及更新的土地利用数据分类
Fig. 8 Default and modified land use classification data for Shanghai

表 5 不同算例中上海地面自动站的土地利用类型
Table 5 Land use of each ground AWS in Shanghai in cases

	算例名称			
	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
闵行	水田和牧场	城市中密度区	城市中密度区	LCZ 5
宝山	水田和牧场	城市中密度区	城市高密度区	LCZ 7
嘉定	水田和牧场	城市中密度区	城市高密度区	LCZ 5
崇明	水田和牧场	水田和牧场	水田和牧场	水田和牧场
徐汇	城市中密度区	城市中密度区	城市高密度区	LCZ 5
南汇	水田和牧场	城市中密度区	城市低密度区	LCZ 5
浦东	水田和牧场	城市中密度区	城市高密度区	LCZ 5
金山	水田和牧场	水田和牧场	水田和牧场	水田和牧场
青浦	水田和牧场	城市中密度区	城市低密度区	LCZ 6
松江	水田和牧场	城市中密度区	城市高密度区	LCZ 5
奉贤	水田和牧场	城市中密度区	城市低密度区	水田和牧场

WRF 前处理程序通过计算每一网格中各类土地利用的覆盖分数和主要土地利用类别，将土地利用数据插值到模式格点上，图 8 展示了 4 个算例中主要土地利用类型的差异，WRF 规定，当城市无精细化分类时，应将其视为中密度区（图 8a、8b）。

表 5 展示了各站点在各算例中的主要土地利用类型。

4 模拟结果及讨论

研究根据图 7 中观测站的经纬度信息，提取了

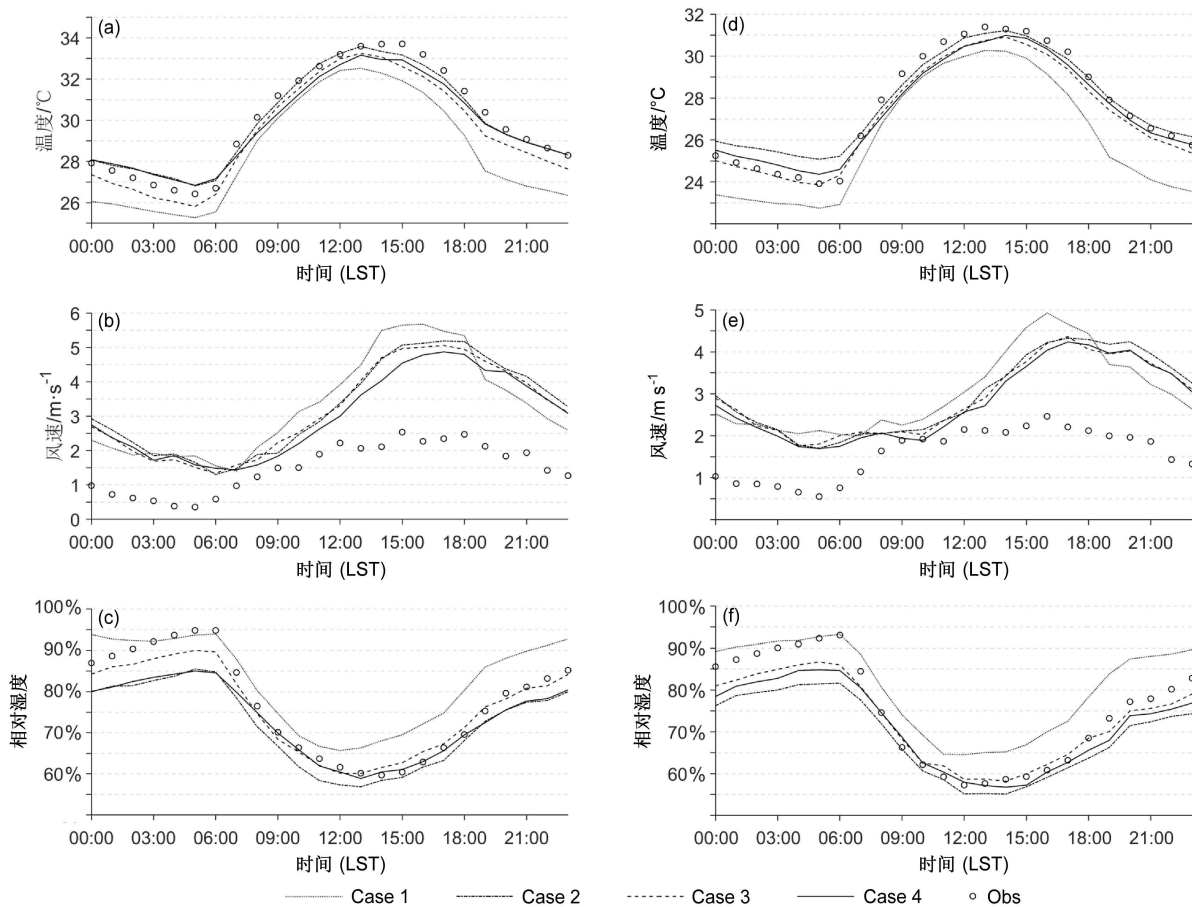


图9 模拟的2018年8月7日20:00至9日20:00(左列)、2019年8月19日20:00至21日20:00(右列)的(a、d)温度、(b、e)风速和(c、f)相对湿度日变化曲线

Fig. 9 Simulated diurnal variations of (a, d) temperature, (b, e) wind speed, and (c, f) relative humidity from 2000 LST 7 Aug to 2000 LST 9 Aug 2018 (left panel) and from 2000 LST 19 Aug to 2000 LST 21 Aug 2019 (right panel)

两个模拟时段离站点最近格点的气象要素,并根据模拟结果和实测值的温度、风速和相对湿度计算了其逐小时平均值,绘制了对应日变化曲线(如图9所示)。图9a、9b、9c分别为2018年模拟时段的温度、风速和相对湿度,图9d、9e、9f分别为2019年模拟时段的温度、风速和相对湿度。

从图9a、9d中可看出,所有算例均能很好地模拟出温度的日变化趋势。Case 1模拟出来的温度最低且总低于实测温度,与实测偏差最为显著;Case 2–Case 4通过更新土地利用资料,使得模式对气温的模拟效果都有了不同程度的改善。正午到日落这段时间内,所有算例模拟温度都小于实测,Case 2模拟出来的温度最高。

在图9b、9e中,所有算例对风速日变化趋势模拟良好,但模拟值均偏高。在09:00、10:00左右,所有算例的模拟结果与实测值最为接近;Case 1相

较于其他3个算例,在白天的模拟值更大,与实测值更加偏离;Case 2–Case 4之间模拟值差别较小,Case 4与实测值更加接近。

在图9c、9f中,所有算例也较好地模拟出了相对湿度昼低夜高的变化特征。Case 1的模拟值总高于实测值;Case 2则偏低;Case 3、Case 4位于Case 1、Case 2之间,且与实测更接近。

为了更清楚地说明更新后的土地利用数据对上海市高温模拟的影响,我们计算了两次模拟的温度、风速和相对湿度的平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和命中率(HR)这三个较常见的统计指标以分析模拟效果(表6)。其中,命中率表示差异小于某一标准值的概率(何建军等, 2014; 李坦, 2015),本文将温度的标准值定为 2°C ,风速的标准值定为 2 m/s ,相对湿度的标准值定为10%。由于MAE和RMSE的变化基本同步,故本

文仅对两次模拟中平均 RMSE 和平均 HR 进行比较分析。

对温度来说，Case 2 中平均 RMSE 较 Case 1 减少了 0.86°C，平均 HR 提高了 30%。Case 2–4 之间变化较小，RMSE 差异在 0.1°C 内，HR 差异在 3% 内。这表示城市的精细化分类对于温度模拟虽有影响，但效果远不及城市面积改变带来的变化。

对风速来说，Case 2 中平均 RMSE 较 Case 1 仅降低了 0.04 m/s，平均 HR 降低了 3%。我们比

较了 Case 2–4 后发现，Case 3 的平均 RMSE 相较于 Case 2 降低了 0.09 m/s，HR 增加了 3%；Case 4 的 RMSE 相较于 Case 2 进一步降低了 0.19 m/s，HR 增加了 8%。因此，对于风速来说，精细化分类方案比城市面积的改变对 RMSE 的影响更大。而且 Case 4 总是误差最小且命中率最高，本文认为城市内部精细化分类的类别数量也可能会对风速模拟有一定影响。

对于相对湿度来说，面积变化对平均 RMSE

表 6 2018 年 8 月 7 日 20:00 至 9 日 20:00、2019 年 8 月 19 日 20:00 至 21 日 20:00 上海的总体温度、风速和相对湿度的模拟性能统计指标

Table 6 Simulation performance statistical indicators of temperature, wind speed, and relative humidity in Shanghai from 2000 LST 7 Aug to 2000 LST 9 Aug 2018 and from 2000 LST 19 Aug to 2000 LST 21 Aug 2019

		2018年8月7~9日			2019年8月19~21日			两次过程的算术平均值		
		温度/°C	风速/m s ⁻¹	相对湿度	温度/°C	风速/m s ⁻¹	相对湿度	温度/°C	风速/m s ⁻¹	相对湿度
平均绝对误差	Case 1	1.61	1.86	7.56%	1.64	1.60	7.85%	1.63	1.73	7.71%
	Case 2	0.66	1.86	7.02%	0.87	1.58	8.26%	0.77	1.72	7.64%
	Case 3	0.82	1.77	5.22%	0.79	1.52	6.07%	0.81	1.65	5.65%
	Case 4	0.74	1.65	6.31%	0.79	1.47	6.69%	0.77	1.56	6.50%
均方根误差	Case 1	1.84	2.18	9.25%	1.91	1.89	9.75%	1.88	2.04	9.50%
	Case 2	0.88	2.15	8.49%	1.14	1.84	10.05%	1.01	2.00	9.27%
	Case 3	1.05	2.04	6.46%	1.00	1.77	7.57%	1.03	1.91	7.02%
	Case 4	0.93	1.92	7.80%	1.00	1.70	8.27%	0.97	1.81	8.04%
命中率	Case 1	63%	60%	65%	64%	70%	66%	64%	65%	66%
	Case 2	97%	58%	71%	90%	65%	65%	94%	62%	68%
	Case 3	94%	61%	86%	94%	68%	79%	94%	65%	83%
	Case 4	97%	68%	79%	95%	72%	74%	96%	70%	77%

表 7 2018 年 8 月 7 日 20:00 至 9 日 20:00 和 2019 年 8 月 19 日 20:00 至 21 日 20:00 上海地面气象站温度和风速的 RMSE 算术平均值

Table 7 Arithmetic average RMSEs of temperature and wind speed from 2000 LST 7 Aug to 2000 LST 9 Aug 2018 and from 2000 LST 19 Aug to 2000 LST 21 Aug 2019 at each ground AWS of Shanghai

	风速RMSE平均值/m s ⁻¹				温度RMSE平均值/°C			
	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
闵行	2.30	2.01	1.99	1.61	1.93	0.75	0.71	0.86
宝山	1.85	1.45	1.30	1.58	1.48	0.64	0.61	0.82
嘉定	1.60	1.51	1.50	1.36	2.26	0.94	0.98	0.58
崇明	1.97	2.19	2.07	2.11	1.42	1.30	1.32	1.31
徐汇	2.82	2.98	2.77	2.49	1.76	0.63	0.68	0.69
南汇	1.81	1.70	1.73	1.49	1.59	0.88	1.14	0.94
浦东	2.54	2.44	2.21	1.94	1.48	1.01	0.87	1.08
金山	1.80	1.95	1.89	1.99	1.91	1.41	1.47	1.32
青浦	2.03	1.78	1.72	1.61	2.16	1.37	1.02	0.98
松江	1.44	1.54	1.55	1.36	2.57	0.78	1.26	0.79
奉贤	1.79	1.81	1.80	1.94	1.65	0.92	0.80	0.93

有一定影响,但变化较小,在 0.3% 以内。Case 3 和 Case 4 较 Case 2 对模拟效果皆有一定的提高,Case 3 中平均 RMSE 较 Case 2 降低了 2.25%,平均 HR 增加了 15%;Case 4 中平均 RMSE 较 Case 2 降低了 1.23%,平均 HR 增加了 9%。这表明,精细化分类对相对湿度 RMSE 的影响大于面积改变的影响。Case 3、Case 4 对相对湿度的模拟效果较好,可能是因为相对湿度与地表水分蒸散有关,Case 3 直接以不透水面信息作为分类依据,Case 4 中使用了 LCZ 分类数据,而各 LCZ 的景观和属性也与不透水特征有一定的联系,因此 Case 3 和 Case 4 能较好地把握城市的非均匀性,使其模拟结果更加贴近实测值。

表 7 为 4 个算例中各站点在 2018 年 8 月、2019 年 8 月这两个模拟时段的风速和温度的 RMSE 平均值。我们注意到徐汇在每一算例中的风速误差皆大于其他站点。对此,本文认为可能是由于徐汇气象观测场设置于上海市气象局大楼背后的草坪上,在其方圆几百米内还建有大教堂、酒店等高大建筑,不满足观测场四周空旷平坦的设置规范。正因为这些建筑阻碍,使得实测风速减小,因此造成了模拟风速与实测值之间出现了较大的误差。在风速模拟中,除宝山、崇明、金山和奉贤站以外,其他站点基本满足分类越精细风速模拟误差越小的规律。对于这一点,本文分析可能是因为宝山、崇明、金山和奉贤这四个站点都处于上海东部或南部,靠海岸线较近,受到海陆风的干扰,城市精细化分类对其的影响稍弱。表 7 中还看出宝山站在 Case 2、Case 3 中对于温度和风速的模拟效果皆优于 Case 4。通过实地勘测,本文认为这可能是 LCZ 分类与实际土地利用存在一定出入所导致。宝山站位于板房与居民区边缘,虽然在景观上符合 LCZ 7 中的“轻质低层建筑区”的特点(表 5),但因其周围存在较大范围的中、高层住宅,从几何形态和热力性质上来说可能更加符合中密度区或高密度区的特点,因此造成了 Case 4 与实测值间误差反而大于 Case 2、Case 3 的结果。

5 结论

本文利用开源卫星影像,通过遥感方法生成了 3 种新的土地利用数据,结合 WRF 默认的 USGS 数据,共设置了 4 个算例对上海市 2018 年

8 月 7 日 20:00 至 9 日 20:00 以及 2019 年 8 月 19 日 20:00 至 21 日 20:00 这两个时段内的 2 m 气温、相对湿度以及 10 m 风速进行了模拟。本文通过比较城市土地利用资料的不同优化方案对上海市两次高温过程模拟的影响。我们认为,在上海夏季高温的模拟中:

(1) 对 WRF 土地利用数据进行更新优化后,对温度、相对湿度和风速的模拟效果都有所改善。

(2) 土地利用数据的更新对温度的影响最明显。其中,城市面积是影响温度模拟最关键的因子。仅对城市面积进行修正,使两次模拟中温度的平均 RMSE 降低 0.86°C,平均 HR 提高了 30%。对城市进行精细化分类也影响了温度的模拟结果,但影响程度较小,平均 RMSE 最多降低了 0.04°C,平均 HR 变化在 3% 以内。

(3) 在对风速的模拟中,城市精细化分类对风速模拟的影响比城市面积对风速的影响更大,面积修正使风速的平均 RMSE 仅降低了 0.04 m/s,而两种城市精细化分类方案使风速的平均 RMSE 在面积修正的基础上分别降低了 0.09 m/s 和 0.19 m/s。随着城市内部的精细化分类类别的增多,RMSE 减小、HR 增加。使用 LCZ 数据的算例的平均 RMSE 最小,仅 1.81 m/s,平均 HR 为 70%。

(4) 对于相对湿度的模拟,面积变化对于 RMSE 影响较小、仅使平均 RMSE 降低了 0.23%,而两种精细化分类方案在此基础上进一步使 RMSE 分别降低了 2.25% 和 1.23%。其中,以不透水面信息作为分类依据的算例效果最佳,平均 RMSE 为 7.02%,平均 HR 为 83%。

(5) 总体上看,精细化分类方案在一定程度上考虑了城市的非均匀性,因此对于温度、相对湿度和风速模拟结果的改善程度更大。对于两个精细化分类的数据,LCZ 分类数据的效果略优于低、中、高密度区的分类,这说明分类的细致程度也可能提高 WRF 的模拟性能。

本文作为区分地研究建成区面积变化和精细化分类对 WRF 模式影响的一次初探,并未考虑参数和参数化方案的影响。但在模式中,土地分类数据的准确性只是影响模拟效果的一个方面,模式中一些参数和参数化方案的选取同样重要。在未来的研究中,还应在优化土地利用数据的基础上,修改参数和参数化方案,使之更加符合研究区域的实际情况,再进一步探讨不同土地利用资料对于模式的

影响。

致谢 感谢各位审稿人的宝贵意见。另外,文中的数值试验是在华东师范大学超算上完成的,卫星影像和逐小时气象观测数据分别由地理空间数据云平台和中国气象数据网提供,在此一并感谢!

参考文献 (References)

- Bechtel B, Alexander P J, Böhner J, et al. 2015. Mapping local climate zones for a worldwide database of the form and function of cities [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(1): 199–219. doi:10.3390/ijgi4010199
- Bechtel B, Alexander P J, Beck C, et al. 2019. Generating WUDAPT level 0 data—Current status of production and evaluation [J]. *Urban Climate*, 27: 24–45. doi:10.1016/j.uclim.2018.10.001
- 卞韬, 任国玉, 张立霞. 2018. 城市化对石家庄站近地面风速趋势的影响 [J]. *气候变化研究进展*, 14(1): 21–30. Bian Tao, Ren Guoyu, Zhang Lixia. 2018. Significant urbanization effect on decline of near-surface wind speed at Shijiazhuang station [J]. *Climate Change Research (in Chinese)*, 14(1): 21–30. doi:10.12006/j.issn.1673-1719.2017.030
- Brousse O, Martilli A, Foley M, et al. 2016. WUDAPT, an efficient land use producing data tool for mesoscale models? Integration of urban LCZ in WRF over Madrid [J]. *Urban Climate*, 17: 116–134. doi:10.1016/j.uclim.2016.04.001
- 曹峥, 廉丽姝, 顾宗伟, 等. 2015. WRF 土地利用/覆被数据优选及其在城市热岛模拟中的应用 [J]. *资源科学*, 37(9): 1785–1796. Cao Zheng, Lian Lishu, Gu Zongwei, et al. 2015. Selection of WRF land use/cover data and usage in urban heat island simulations [J]. *Resources Science (in Chinese)*, 37(9): 1785–1796.
- 常鸣, 樊少芬, 王雪梅. 2014. 珠三角土地利用/覆被资料优选及在 WRF 模式中的初步应用 [J]. *环境科学学报*, 34(8): 1922–1933. Chang Ming, Fan Shaofen, Wang Xuemei. 2014. Impact of refined land-cover data on WRF performance over the Pearl River Delta region, China [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae (in Chinese)*, 34(8): 1922–1933. doi:10.13671/j.hjkxxb.2014.0558
- 陈光, 赵立华, 持田灯. 2016. 城市扩张对城市热环境影响的模拟研究 [J]. *建筑科学*, 32(10): 65–72. Chen Guang, Zhao Lihua, Akashi M. 2016. Simulation study on the impact of urban sprawl on the urban thermal environment [J]. *Building Science (in Chinese)*, 32(10): 65–72. doi:10.13614/j.cnki.11-1962/tu.2016.10.12
- Ching J, Mills G, Bechtel B, et al. 2018. WUDAPT: An urban weather, climate, and environmental modeling infrastructure for the anthropocene [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 99(9): 1907–1928. doi:10.1175/BAMS-D-16-0236.1
- Dimitrova R, Danchovski V, Egova E, et al. 2019. Modeling the impact of urbanization on local meteorological conditions in Sofia [J]. *Atmosphere*, 10(7): 366. doi:10.3390/atmos10070366
- Fonte C C, Lopes P, See L, et al. 2019. Using OpenStreetMap (OSM) to enhance the classification of local climate zones in the framework of WUDAPT [J]. *Urban Climate*, 28: 100456. doi:10.1016/j.uclim.2019.100456
- 何建军, 余晔, 刘娜, 等. 2014. 复杂地形区陆面资料对 WRF 模式模拟性能的影响 [J]. *大气科学*, 38(3): 484–498. He Jianjun, Yu Ye, Liu Na, et al. 2014. Impact of land surface information on WRF's performance in complex terrain area Chinese [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 38(3): 484–498. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2013.13186
- Kalnay E, Cai M. 2003. Impact of urbanization and land-use change on climate [J]. *Nature*, 423(6939): 528–531. doi:10.1038/nature01675
- 李烜. 2015. 土地利用和人为热修正对上海大气环境的 WRF/Urban 数值模拟 [D]. 华东师范大学地理科学学院硕士学位论文, 77pp. Li Da. 2015. Numerical simulation of revised land-use and anthropogenic heat's impacts on Shanghai's atmospheric environment with WRF/Urban [D]. M. S. thesis (in Chinese), East China Normal University School of Geographic Sciences, 77pp.
- 李烜, 束炯, 谈建国, 等. 2015. 基于土地利用和人为热修正的城市夏季高温数值试验 [J]. *热带气象学报*, 31(3): 364–373. Li Da, Shu Jiong, Tan Jianguo, et al. 2015. A numerical simulation experiment of an urban summer heat wave based on modified data of land-use and anthropogenic heat [J]. *Journal of Tropical Meteorology (in Chinese)*, 31(3): 364–373. doi:10.16032/j.issn.1004-4965.2015.03.008
- 梁继, 王建, 王建华. 2002. 基于光谱角分类器遥感影像的自动分类和精度分析研究 [J]. *遥感技术与应用*, 17(6): 299–303. Liang Ji, Wang Jian, Wang Jianhua. 2002. Study on automatic classification and accuracy analysis of remote sensing image based on SAM [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 17(6): 299–303. doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2002.6.299
- Madala S, Salinas S V, Wang J, et al. 2019. Customization of the Advanced Research Weather Research and Forecasting model over the Singapore region: Impact of planetary boundary layer schemes, land use, land cover and model horizontal grid resolution [J]. *Meteorological Applications*, 26(2): 221–231. doi:10.1002/met.1755
- Molnár G, Gyöngyösi A Z, Gál T. 2019. Integration of an LCZ-based classification into WRF to assess the intra-urban temperature pattern under a heatwave period in Szeged, Hungary [J]. *Theor. Appl. Climatol.*, 138(1–2): 1139–1158. doi:10.1007/s00704-019-02881-1
- Mu Q C, Miao S G, Wang Y W, et al. 2020. Evaluation of employing local climate zone classification for mesoscale modelling over Beijing metropolitan area [J]. *Meteor. Atmos. Phys.*, 132(3): 315–326. doi:10.1007/s00703-019-00692-7
- Mughal M O, Li X X, Yin T G, et al. 2019. High-resolution, multilayer modeling of Singapore's urban climate incorporating local climate zones [J]. *J. Geophys. Res.*, 124(14): 7764–7785. doi:10.1029/2018JD029796
- Pellegatti Franco D M, de Fatima Andrade M, Ynoue R Y, et al. 2019. Effect of Local Climate Zone (LCZ) classification on ozone chemical transport model simulations in Sao Paulo, Brazil [J]. *Urban Climate*, 27: 293–313. doi:10.1016/j.uclim.2018.12.007
- 宋玉强, 刘红年, 朱焱, 等. 2014. 城市非均匀性对城市气象特征影响的数值模拟 [J]. *高原气象*, 33(6): 1579–1588. Song Yuqiang, Liu

- Hongnian, Zhu Yan, et al. 2014. Numerical simulation of urban heterogeneity's influence on urban meteorological characteristic [J]. *Plateau Meteorology*, 33(6): 1579–1588. doi:10.7522/j.issn.1000-0534.2013.00080
- Stewart I D, Oke T R. 2012. Local climate zones for urban temperature studies [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 93(12): 1879–1900. doi:10.1175/BAMS-D-11-00019.1
- 王喜全, 王自发, 齐彦斌, 等. 2007. 城市化与北京地区降水分布变化初探 [J]. *气候与环境研究*, 12(4): 489–495. WANG Xiquan, WANG Zifa, QI Yanbin, et al. 2007. Preliminary inspect about the effect of urbanization on precipitation distribution in Beijing area [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 12(4): 489–495. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2007.04.03
- 吴婕, 徐影, 师宇. 2015. 华南地区城市化对区域气候变化的影响 [J]. *气候与环境研究*, 20(6): 654–662. Wu Jie, Xu Ying, Shi Yu. 2015. Urbanization effects on local climate change in South China [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 20(6): 654–662. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2015.14228
- 徐涵秋. 2008. 一种快速提取不透水面的新型遥感指数 [J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 33(11): 1150–1153. Xu Hanqiu. 2008. A new remote sensing index for fastly extracting impervious surface information [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University (in Chinese)*, 33(11): 1150–1153. doi:10.13203/j.whugis.2008.11.024
- 张弛, 束炯. 2011. 土地利用类型变化对城市大气边界层特征影响的数值模拟 [J]. *华东师范大学学报 (自然科学版)*(4): 83–93. Zhang Chi, Shu Jiong. 2011. Numerical simulations of effects on urban PBL characters with landuse categeories modification [J]. *Journal of East China Normal University (Natural Science) (in Chinese)*(4): 83–93. doi:10.3969/j.issn.1000-5641.2011.04.010
- 张亦洲, 苗世光, 戴永久, 等. 2013. 北京夏季晴天边界层特征及城市下垫面对海风影响的数值模拟 [J]. *地球物理学报*, 56(8): 2558–2573. Zhang Yizhou, Miao Shiguang, Dai Yongjiu, et al. 2013. Numerical simulation of characteristics of summer clear day boundary layer in Beijing and the impact of urban underlying surface on sea breeze [J]. *Chinese Journal of Geophysics (in Chinese)*, 56(8): 2558–2573. doi:10.6038/cjg20130806
- Zhao N, Ma A L, Zhong Y F, et al. 2019. Self-training classification framework with spatial-contextual information for local climate zones [J]. *Remote Sensing*, 11(23): 2828. doi:10.3390/rs11232828