

М.Ю. Грищенко¹, Е.Ю. Сарычев², М.И. Варенцов³, Т.Е. Самсонов⁴

ОПЫТ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПЛОЩАДИ ГОРОДСКОЙ ЗАСТРОЙКИ ПО КОСМИЧЕСКИМ СНИМКАМ ДЛЯ ЗАДАЧ МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ (НА ПРИМЕРЕ МОСКВЫ)

АННОТАЦИЯ

Детализированное моделирование погоды и климата для городских территорий востребовано в различных научных и прикладных задачах, начиная с численного прогноза погоды и заканчивая оценкой биоклиматических условий города и долгосрочным градостроительным планированием. Применение современных метеорологических моделей для городских условий требует определения набора параметров, характеризующих городскую среду и особенности застройки. Одним из таких параметров является доля площади, занимаемой городской застройкой.

В данной работе предложена универсальная методика определения доли площади городской застройки, основанная на дешифрировании космических снимков высокого пространственного разрешения со спутников Sentinel-2. Апробация методики проведена на примере территории города Москвы, характеризующейся разнообразием форм городской застройки. Расчёты площади, занятой городской застройкой, выполнены для ячеек расчётной сетки мезомасштабной численной метеорологической модели COSMO размером 1×1 км. Для верификации разработанного метода использованы краудсорсинговые картографические данные OpenStreetMap, по которым также произведена оценка доли площади зданий по ячейкам модельной сетки. Данные о доли площади застройки, полученные в результате дешифрирования космических снимков и по данным OpenStreetMap, показали хорошее взаимное согласие, что подтверждает перспективность использования предложенной методики. На примере территорий, по которым два метода показывают существенные расхождения, выявлены их типичные причины, а именно отсутствие информации о зданиях в базе данных OpenStreetMap или же маскировка зданий деревьями, не позволяющая их дешифрировать по космическим снимкам.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: городская застройка, параметры городской среды, климат города, Sentinel-2, COSMO

¹ Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Географический факультет, Ленинские горы, д. 1, 119991, Москва, Россия; *e-mail*: m.gri@geogr.msu.ru

² Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Географический факультет, Ленинские горы, д. 1, 119991, Москва, Россия; *e-mail*: evgen.sarychev.1@gmail.com

³ Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Научно-исследовательский вычислительный центр и Географический факультет, Ленинские горы, д. 1, стр. 4, 119234, Москва, Россия; *e-mail*: mvar91@gmail.com

⁴ Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Географический факультет, Ленинские горы, д. 1, 119991, Москва, Россия; *e-mail*: tsamsonov@geogr.msu.ru

Mikhail Yu. Grischenko¹, Evgeny Yu. Sarychev², Mikhail I. Varentsov³,
Timofey E. Samsonov⁴

**EXPERIENCE IN DETERMINING THE BUILDING AREA
USING SATELLITE IMAGES
FOR THE PURPOSES OF METEOROLOGICAL MODELING
(CASE OF MOSCOW CITY)**

ABSTRACT

Detailed weather and climate modeling for urban areas is in demand in various scientific and applied tasks, starting from a numerical weather forecast and ending with an assessment of the bioclimatic conditions of the city and long-term urban planning. The application of modern meteorological models for urban areas requires the determination of a set of parameters characterizing the urban environment and urban canopy features. One of these parameters is the area fraction, occupied by buildings.

In this paper, we propose a universal method for determining building area fraction based on the interpretation of high-resolution satellite images from the Sentinel-2 satellites. The methodology was tested on the example of the territory of the city of Moscow, characterized by a variety of forms of urban development. The calculation of the building area fraction was performed for the cells of the computational grid of the COSMO mesoscale numerical meteorological model with 1 km spacing. To verify the developed method, we used an alternative estimate of the building area fraction based on the crowdsourcing cartographic data OpenStreetMap. The data on the building area fraction derived from the satellite images and from OpenStreetMap data have shown a good mutual agreement, which confirms the promise of using the proposed methodology. On the example of territories where the two methods show significant differences, their typical causes are identified, namely the lack of information about buildings in the OpenStreetMap database, or the masking of buildings by trees, which does not allow them to be revealed from satellite images.

KEYWORDS: building area, urban environment parameters, urban climate, Sentinel-2, COSMO

ВВЕДЕНИЕ

Одними из основных трендов развития современной метеорологии и климатологии является всё более активное применение методов численного моделирования и повышение пространственного разрешения используемых моделей. В случае региональных моделей атмосферы, используемых для прогноза погоды и моделирования климата для ограниченной территории, горизонтальный шаг сетки составляет, как правило, 1–3 км или даже меньше. Модели, работающие с такими шагами сетки, называются мезомасштабными, т.к. позволяют явно разрешать практически весь спектр мезомасштабных процессов в атмосфере [Orlanski, 1975].

Применение метеорологических моделей со столь высоким пространственным разрешением особенно перспективно для крупных городов. Детализированное

¹ Moscow State University named after M.V. Lomonosov, Faculty of Geography, Leninskiye Gory, 1, 119991, Moscow, Russia; *e-mail*: m.gri@geogr.msu.ru

² Moscow State University named after M.V. Lomonosov, Faculty of Geography, Leninskiye Gory, 1, 119991, Moscow, Russia; *e-mail*: evgen.sarychev.1@gmail.com

³ Moscow State University named after M.V. Lomonosov, Research Computing Center, Faculty of Geography, Leninskiye Gory, 1, 119991, Moscow, Russia; *e-mail*: mvar91@gmail.com

⁴ Moscow State University named after M.V. Lomonosov, Faculty of Geography, Leninskiye Gory, 1, 119991, Moscow, Russia; *e-mail*: tsamsonov@geogr.msu.ru

моделирование погоды и климата для урбанизированных территорий востребовано в различных научных и прикладных задачах, включая численный прогноз погоды и качества воздуха, оценку биоклиматических условий города, долгосрочное градостроительное планирование и т.д. [Baklanov *et al.*, 2018].

Метеорологические модели, применяемые для городских условий, должны адекватно воспроизводить характерные особенности городского климата, определяемые термодинамическими свойствами урбанизированной поверхности и антропогенной деятельности. Яркий пример таких особенностей — эффект городского острова тепла; также влияние города изменяет условия влажности, ветра, осадков и т.д. [Landsberg, 1981; Oke *et al.*, 2017]. Характерной чертой городского климата является его ярко выраженная мозаичность, определяемая чередованием различных типов застройки, промышленных территорий и парков.

Даже при шаге расчётной сетки в первые сотни метров учёт в модели отдельных зданий и других элементов городского ландшафта не представляется возможным. Поэтому для описания влияния городской поверхности на состояние атмосферы используются так называемые «параметризации», или модели городской среды различной степени сложности [Garuma, 2018]. Все они предполагают, что ячейка модельной сетки или её часть занята однородной городской средой, характеризуемой набором статистических характеристик. Достоверность определения этих статистических характеристик во многом определяет качество результатов моделирования. Соответственно, необходимой составляющей работы по моделированию погоды и климата для городских условий является определение необходимых характеристик городской среды [Oke *et al.*, 2017; Ching *et al.*, 2019; Masson *et al.*, 2020]. Набор параметров, требуемых для различных моделей и параметризаций, может варьировать, но практически во всех случаях включает долю площади урбанизированной территории, теплофизические свойства городских поверхностей и ряд морфометрических параметров — долю площади, занятой зданиями, их среднюю высоту, её отношение к средней ширине улиц.

Существуют различные методы определения необходимых для моделирования параметров городской среды. Топографические и морфометрические параметры застройки могут быть эффективно извлечены из баз пространственных данных, содержащих информацию об отдельных зданиях и других элементах городской среды в векторном виде [Chen, Ng, 2011; Gál, Unger, 2014; Lindberg, 2007; Samsonov *et al.*, 2015]. Наиболее надёжной и детальной информацией такого вида обладают государственные картографические агентства или коммерческие компании. Как следствие, такие данные крайне редко находятся в открытом доступе, их получение и использование сопряжено со значительными сложностями. Одной из альтернатив является использование краудсорсинговой (создаваемой волонтерами) картографической информации, например, полученной в рамках проекта OpenStreetMap¹ (далее — OSM). Данные OSM зарекомендовали себя как достаточно надёжный и удобный источник информации для получения параметров городской среды [Samsonov *et al.*, 2015; Климат Москвы..., 2017]. Однако для многих городов степень полноты данных OSM оставляет желать лучшего.

Другим перспективным источником информации о необходимых для моделирования характеристиках городской среды являются спутниковые снимки высокого пространственного разрешения. Данные, которые получают с помощью различных спутников, иногда невозможно добыть другими способами [Касимов и др., 2013]. Главными преимуществами использования данных космической съёмки является их относительная дешевизна и глобальное покрытие.

¹ Электронный ресурс: <https://www.openstreetmap.org/>

Один из популярных методов использования спутниковых снимков в городской климатологии — выделение т. наз. «локальных климатических зон» (ЛКЗ). Теория ЛКЗ позволяет выделить среди бесконечного числа возможных сочетаний застройки и подстилающей поверхности наиболее распространённые и устойчивые, а именно 10 типов застройки и 7 типов естественной поверхности. Среди методов выделения ЛКЗ наиболее популярным является попиксельная классификация спутниковых снимков, используемая в т.ч. в рамках международного краудсорсингового проекта WUDAPT (World Urban Database and Access Portal Tools) [Bechtel et al., 2015; Ching et al., 2018]. Переход от классов ЛКЗ к необходимым для моделей количественным параметрам городской среды осуществляется путём установления соответствия между типом ЛКЗ и фиксированными (табличными) значениями соответствующих параметров и их дальнейшего агрегирования по ячейкам сетки модели [Brousse et al., 2016; Hammerberg et al., 2018]. Однако такой подход является заведомым упрощением, т.к. существенно ограничивает вариативность параметров городской среды в модели.

Спутниковые снимки высокого пространственного разрешения также являются перспективным источником информации для получения морфометрических характеристик застройки и городской среды напрямую [Lu et al., 2010; Peeters, Etzion, 2012]; в т.ч. опыт предшествующих исследований указывает на перспективность использования космических снимков для дешифрирования городской застройки и определения занимаемой ею площади, которая является одним из ключевых параметров городской среды, необходимых для моделирования. Однако, насколько известно авторам, подобные исследования ранее проводились только для небольших тестовых территорий, но не в масштабах крупных городов, что требуется для задач моделирования.

Цель данной работы — разработка методических приёмов извлечения с космических снимков доли площади городской застройки для ячеек регулярной сетки с шагом 1 км. Работа выполнена для Москвы, крупнейшего мегаполиса России и Европы.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

Территория исследования

Москва — столица и крупнейший город Российской Федерации, крупнейшая моноцентрическая агломерация Европы. Население города составляет 12 млн чел., городской агломерации — 16–17 млн чел. Площадь города как административной единицы составляет 2561,5 км² (с учётом Новой Москвы), а площадь наиболее плотно урбанизированной части города составляет примерно 1000 км² (без учёта пригородов и городов-спутников).

Москва отличается довольно высокой плотностью застройки и большим разнообразием её форм. В центре города преобладает средне- и малоэтажная жилая и торгово-деловая застройка. Основная часть города застроена средне- и многоэтажными жилыми массивами, более или менее озеленёнными. Для города характерны промышленные зоны с разными типами застройки: плотная с крупными строениями, плотная с мелкими строениями, разреженная с крупными строениями, разреженная с мелкими строениями [Грищенко, Ермилова, 2018]. На окраинах города и в пригородах широко распространена малоэтажная застройка усадебного типа. Таким образом, Москву можно рассматривать как пример большого города с разнообразными типами застройки.

Важно отметить, что Московский мегаполис ранее неоднократно рассматривался как объект исследования городской климатологии [Климат Москвы..., 1969; 2017; Мягков, 2006; Кузнецова и др., 2017; Lokoshchenko, 2014; 2017] в т.ч. в рамках работ по моделированию погоды и климата для городских условий [Варенцов и др., 2017; Кислов, Константинов, 2011; Varentsov et al., 2018; 2019]. В предшествующих исследованиях по моделированию метеорологического режима Москвы для определения параметров

городской поверхности использовались данные OSM¹, хорошо зарекомендовавшие себя для решения этой задачи [Samsonov et al., 2015; Климат Москвы..., 2017]. Для Москвы также выполнена классификация и картографирование локальных климатических зон [Самсонов, Тригуб, 2018]. Перспективы продолжения исследований по моделированию погоды и климата Московского мегаполиса делают востребованным развитие новых методов определения параметров городской среды, а имеющийся задел по работе с другими источниками данных позволяет верифицировать и калибровать новые методы.

Материалы и методы

Для проведения исследования с портала EarthExplorer² отобраны снимки со спутников Sentinel-2 на территории Москвы в «старых» границах и ближайших пригородов, а именно для участка 40×40 км, который ограничен параллелями 55°28'58" с.ш. и 56°00'20" с.ш. и меридианами 37°14'22" в.д. и 37°59'10" в.д.

Для определения площади застройки использованы снимки в следующих спектральных каналах оптического диапазона: 0,459–0,525 мкм (синий), 0,542–0,578 мкм (зелёный), 0,65–0,68 мкм (красный) и 0,78–0,89 мкм (ближний инфракрасный). Пространственное разрешение снимков в этих каналах составляет 10 м. Необходимо использовать наиболее актуальные снимки, полученные в течение вегетационного периода, когда дешифрирование растительности наиболее эффективно, т.е. для периода с мая по сентябрь. После анализа нескольких сцен, удовлетворяющих указанным критериям, для дальнейшей работы выбрана одна, зарегистрированная 30 августа 2019 г.

В качестве основного метода выявления зданий по космическим снимкам выбрана контролируемая классификация методом максимального правдоподобия. Поскольку спектральные характеристики затенённых частей зданий близки к спектральным характеристикам водных объектов, сперва необходимо выделить на снимке водные объекты и исключить их из дальнейшего анализа. Сделать это можно с помощью той же классификации методом максимального правдоподобия, а также по результатам анализа гистограммы снимка.

Следующий этап является основным с точки зрения проведения дешифрирования, т.к. от качества его выполнения зависит итоговый результат работы. Он заключается в выделении эталонов различных городских объектов, а именно: зданий, дорожного полотна, участков открытого грунта, древесной и луговой растительности. Один эталон (эталонный участок) включает серию пикселей снимка, отнесённых к одному объекту. Так, в качестве эталона зданий может выступать одно какое-либо здание, чётко выделяющееся на снимке. Эталоны должны характеризоваться максимальной внутренней гомогенностью (т.е. все пиксели эталона должны иметь максимально близкие спектральные характеристики) и максимальной внешней гетерогенностью (т.е. спектральные характеристики пикселей разных эталонов должны различаться). Процесс выделения эталонов (равно как и их набор) индивидуален для каждого города и практически неформализуем. На основе выделенных эталонов осуществляется классификация многозонального снимка, состоящего из каналов оптического диапазона (синий, зелёный, красный, ближний инфракрасный) методом максимального правдоподобия. Классификация осуществлена инструментами ПО ArcGIS (панель инструментов Image Classification), но может быть равным образом реализована и в других программных пакетах, таких, как, например, ERDAS Imagine.

Здания, выделенные по итогам контролируемой классификации, далее переведены в векторный формат и использованы для расчёта доли площади зданий по ячейкам модели COSMO с шагом сетки 1×1 км. Идентичная расчётная сетка использовалась в

¹ Электронный ресурс: <https://www.hotosm.org/>

² Электронный ресурс: <https://earthexplorer.usgs.gov/>

предшествующих исследованиях с данной моделью для Москвы. При необходимости может быть использована любая другая сетка.

Для оценки качества определения площади зданий по космическим снимкам использован альтернативный источник информации, а именно данные OSM (слой зданий в векторном формате). По данным OSM также определена доля площади зданий по ячейкам модели COSMO. С учётом опыта предшествующих исследований можно с уверенностью утверждать, что для большинства районов Москвы они достаточно адекватно отражают реальную картину.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Результаты расчёта доли площади зданий по космическим снимкам высокого пространственного разрешения для ячеек расчётной сетки COSMO представлены в картографической форме на рис. 1. Результаты расчётов аналогичной величины по векторным данным OSM представлены на рис. 2.

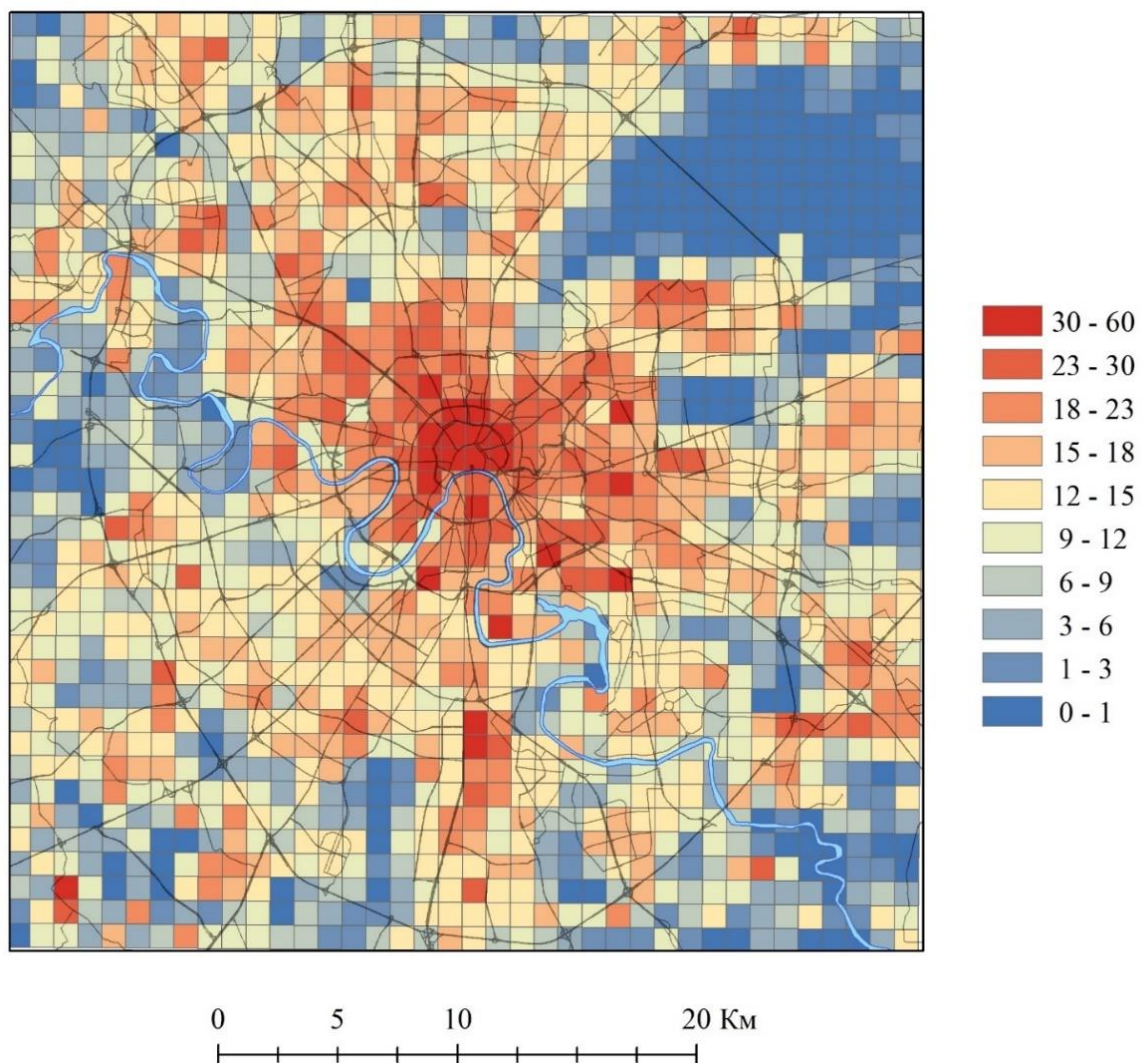


Рис. 1. Доля площади зданий (%) для ячеек расчётной сетки модели COSMO с размером 1×1 км, определённая по спутниковым снимкам Sentinel-2
Fig. 1. The fraction of the building area (%) for the 1×1 km COSMO model cells, determined from Sentinel-2 satellite images

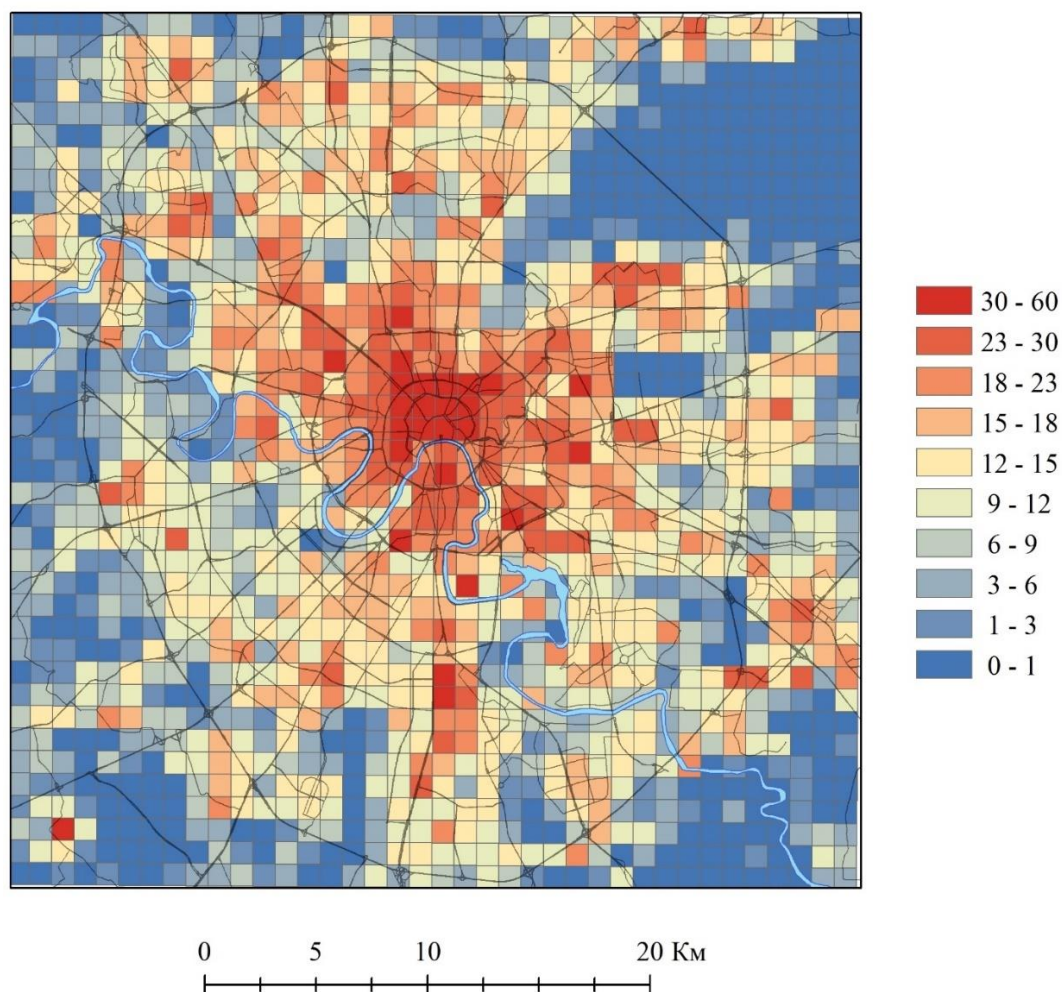


Рис. 2. Доля площади зданий (%) для ячеек расчётной сетки модели COSMO с размером 1×1 км, определённая по векторным данным OSM
Fig. 2. The fraction of the building area (%) for the 1×1 km COSMO model cells, determined from OpenStreetMap data

Пространственная дифференциация доли площади зданий, определённой по космическим и векторным данным, достаточно хорошо согласуется. Максимальные значения наблюдаются в ЦАО и составляют около 60 %. Кроме этого, встречаются отдельные участки за пределами центральной части города, в которых также наблюдается значительная доля площади зданий — от 25 до 60 %. В основном они характерны для промышленных зон, но есть несколько исключений: крупные торговые центры (например, ТЦ «Мега Белая Дача» и ТЦ «Садовод»), тепличные хозяйства (а именно, тепличное хозяйство агрокомбината «Московский» на юго-западе города). Для жилых районов характерна доля площади зданий от 6 % до 22 %. Для массивов малоэтажной застройки, расположенных в пригородах, характерна доля площади зданий порядка 0,3–2,6 %.

Для более детального исследования различий между двумя методами построена диаграмма рассеяния для сравниваемых значений доли площади зданий (рис. 3), а также карта разности значений, определённых по космическому снимку и по векторным данным (рис. 4); рассчитаны статистические характеристики сравнения — средняя и среднеквадратичная ошибки, коэффициент корреляции.

Диаграмма рассеяния показывает, что результаты применения двух методов хорошо согласуются друг с другом для ячеек сетки с долей площади зданий более 10–

15 %. Лишь для наиболее плотно застроенных ячеек с долей площади зданий порядка 30–45 % значения, полученные по спутниковым данным, преимущественно занижены на 1–5 % относительно данных OSM. Расхождение между двумя методами существенно увеличивается для слабозастроенных территорий с долей площади зданий менее 10–15 % (по данным OSM). Для таких территорий значения, полученные по спутниковым данным, могут существенно (на 10–20 %) завышать значения, полученные по данным OSM.

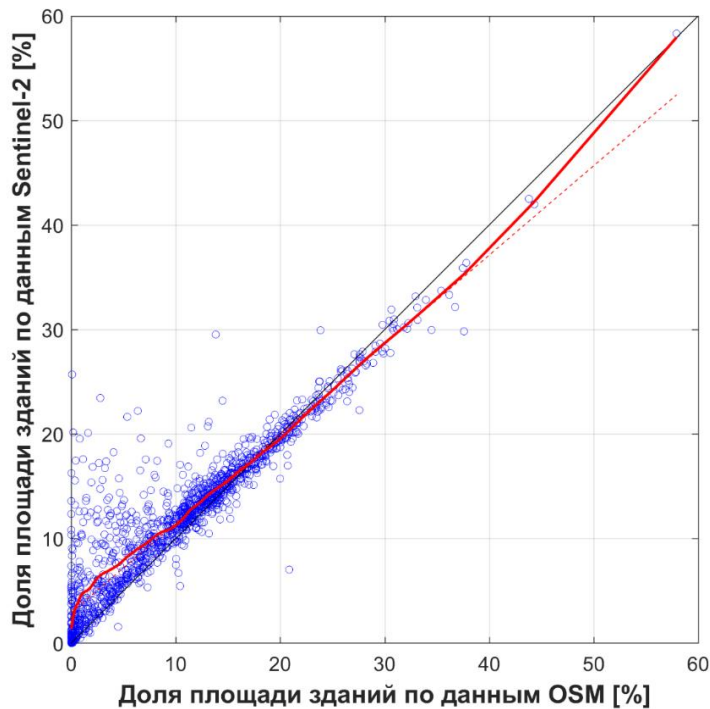


Рис. 3. Сравнение значений доли площади зданий, определённых по данным OSM и по космическому снимку. Красная сплошная линия показывает аппроксимирующую кривую, построенную методом локально-линейной регрессии с использованием 20 % данных (алгоритм LOWESS); красная пунктирная линия — линейный тренд; чёрным цветом показана линия идеального соответствия

Fig. 3. Comparison of the buildings area fraction values, determined from OSM data and satellite images.

The red solid line shows the approximating curve constructed by the method of local linear regression using 20 % of the data (LOWESS algorithm), the red dashed line is the linear trend, and the black line shows the line of ideal fit

В среднем по рассматриваемой территории доля площади зданий составляет 11,4 % по данным Sentinel-2 и 9,8 % по данным OSM, т.е. среднее завышение оценки по спутниковым данным составляет 1,5 %. Среднеквадратичная ошибка составляет 3,3 %. Если рассмотреть только модельные ячейки с долей площади зданий по данным OSM > 10 %, то ошибки уменьшаются — среднее завышение составляет 0,4 %, среднеквадратичная ошибка — 1,8 %. Коэффициент корреляции между значениями, полученными по двум методам, составляет 0,92 для всей рассматриваемой территории и 0,95 для ячеек с долей площади зданий по данным OSM > 10 %.

Анализ пространственного распределения разности сравниваемых значений показал, что занижение доли площади зданий, определённой по спутниковым данным,

относительно данных OSM, характерно для центральной части города с наиболее плотной застройкой, а завышение, напротив — для территорий на окраине мегаполиса с преобладающей малоэтажной застройкой усадебного типа (рис. 4).

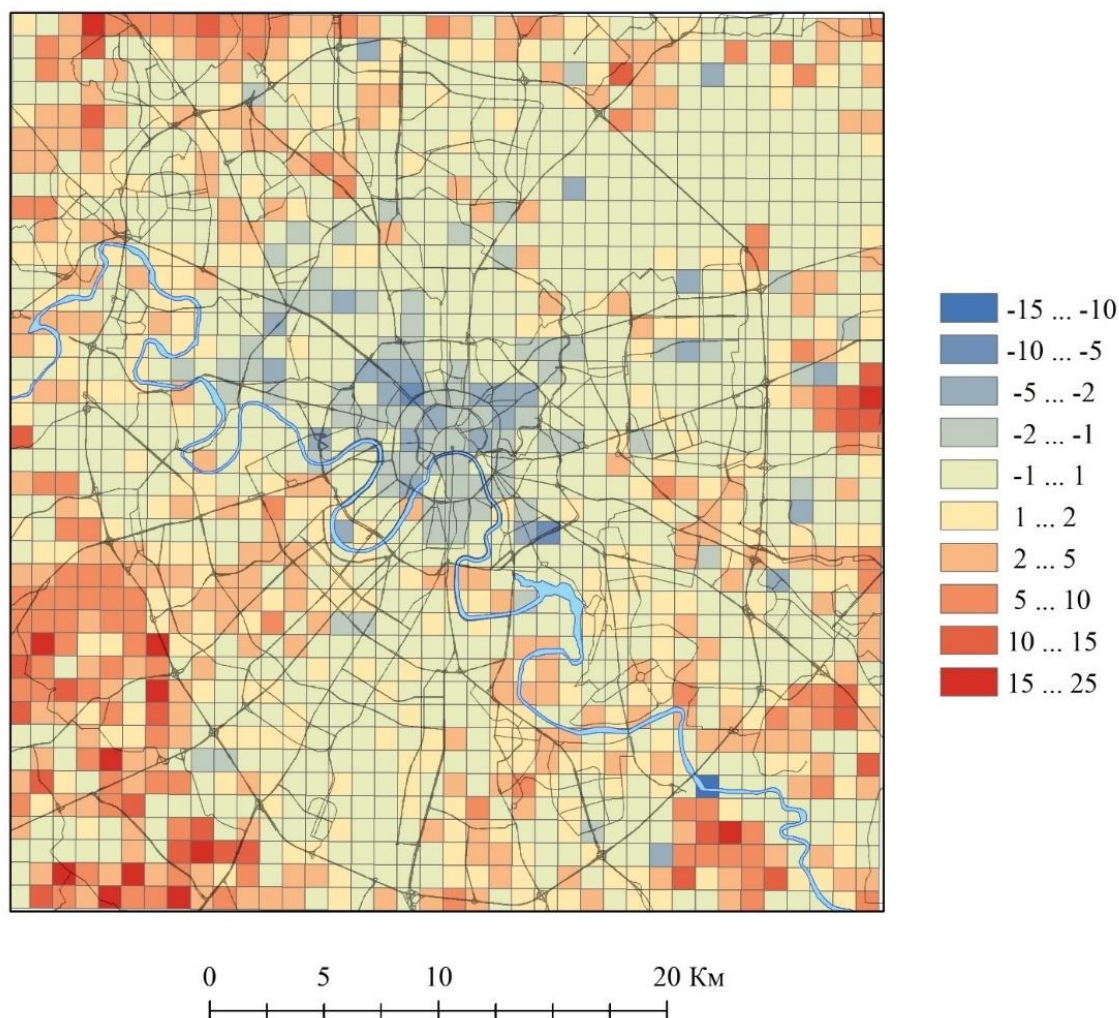


Рис. 4. Разность значений доли площади зданий, определённых по космическому снимку и по векторным данным OSM, %
Fig. 4. The difference in the buildings area fraction values determined from the satellite image and from the OSM vector data, %

Причины возникновения расхождений между двумя методами рассмотрены на примере отдельно выбранных территорий с наибольшими расхождениями. На примере территории поселка Мещёрский на западной окраине Москвы рассмотрен пример завышения площади зданий по космическим данным относительно данных OSM (рис. 5). Доля площади зданий для этой территории составляет 23,5 % по спутниковым данным и только 2,8 % по данным OSM. Причина столь существенного расхождения тривиальна и заключается в том, что значительная часть зданий — преимущественно, частных домов и коттеджей — не представлена в данных OSM, но легко определяется с помощью контролируемой классификации космического снимка. Данный пример показывает очевидное преимущество результатов дешифрирования космических снимков над анализом краудсорсинговых векторных картографических данных. Схожая ситуация имеет место и для многих других территорий, занятых малоэтажной усадебной застройкой.



Рис. 5. Сравнение городской застройки, выделенной по космическим снимкам и представленной в базе данных OSM для территории поселка Мецёрский, Москва

Fig. 5. Comparison of urban development revealed from satellite imagery and presented in the OSM database for the Meshchorsky settlement area, Moscow



Рис. 6. Сравнение городской застройки, выделенной по космическим снимкам и представленной в базе данных OSM для территории в районе ул. Вешних Вод, Москва

Fig. 6. Comparison of urban development revealed from satellite imagery and presented in the OSM database for the Veshniye Vody str. nearby area, Moscow

На примере территории на северо-востоке Москвы в районе улицы Вешних Вод рассмотрено занижение доли площади зданий по космическими данным относительно данных OSM (рис. 6). Доля площади зданий для этой территории составляет 5,5 % по спутниковым данным и 10,4 % по данным OSM. Причина расхождений связана с маскированием малоэтажной застройки, представленной в данных OSM, кронами деревьев. При дальнейшем развитии предложенной методики решение данной проблемы возможно за счёт подключения к анализу спутниковых снимков за зимний сезон.

ВЫВОДЫ

По результатам выполненного исследования можно сделать вывод о перспективности применения контролируемой классификации для дешифрирования городской застройки и определения занимаемой ею площади. Сравнение доли площади зданий, определённой по спутниковым снимкам, хорошо согласуется с векторными краудсорсинговыми данными OSM для территорий с высокой полнотой таких данных. Предложенный метод позволяет идентифицировать здания, не представленные в краудсорсинговой базе данных. Уже в текущем виде предложенный метод может быть использован для определения доли площади зданий для задач метеорологического моделирования как в качестве дополнения к методам анализа краудсорсинговых картографических данных, так и самостоятельно. Успешная апробация предложенного метода на примере Москвы открывает перспективы его применения и для других городов, в первую очередь тех, которые плохо освещены официальной или краудсорсинговой картографической информацией. Получаемые по спутниковым снимкам данные о городской застройке можно использовать не только для задач моделирования погоды и климата, но и для мониторинга городской среды в целом и городской застройки, в частности, в решении вопросов, связанных с организацией городского пространства. Одним из ключевых преимуществ предложенного метода является возможность его применения к архивным спутниковым снимкам за прошлые годы с целью оценки изменений городской застройки во времени.

В рамках дальнейших исследований предложенный метод может быть применён и для идентификации других ключевых элементов городского ландшафта — дорог, зелёных насаждений и т.д. Выделение таких объектов реализовано в рамках контролируемой классификации уже на текущем этапе работы, однако пока не проведена оценка надёжности их идентификации.

Перспективным направлением дальнейших исследований представляется более глубокая интеграция предложенного метода с другими методами определения параметров городской среды по спутниковым данным, в первую очередь с методами картографирования локальных климатических зон. Это направление соответствует планам реализации международного краудсорсингового проекта WUDAPT. Текущий этап реализации этого проекта направлен на картографирование локальных климатических зон по унифицированной методике, но на следующих его этапах запланирована разработка унифицированных методов определения и количественных параметров городской среды.

БЛАГОДАРНОСТИ

Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда, грант № 17-77-20070.

ACKNOWLEDGEMENTS

The study was funded by the Russian Science Foundation, grant No 17-77-20070.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Варенцов М.И., Самсонов Т.Е., Кислов А.В., Константинов П.И. Воспроизведение острова тепла Московской агломерации в рамках региональной климатической модели COSMO-CLM. Вестник Московского университета. Серия 5. География, 2017. № 6. С. 25–37.
2. Грищенко М.Ю., Ермилова Ю.В. Картографирование застройки крупнейших городов российского Заполярья по космическим снимкам разных спектральных диапазонов. Геодезия и картография, 2018. Т. 79. № 3. С. 23–34.
3. Касимов Н.С., Никифорова Е.М., Кошелева Н.Е., Хайбрахманов Т.С. Геоинформационное ландшафтно-геохимическое картографирование городских территорий (на примере ВАО Москвы). Геоинформатика, 2013. № 1. С. 28–32.
4. Кислов А.В., Константинов П.И. Детализированное пространственное моделирование температуры Московского мегаполиса. Метеорология и гидрология, 2011. № 5. С. 25–32.
5. Климат Москвы в условиях глобального потепления. М.: Издательство Московского университета, 2017. 288 с.
6. Климат Москвы (особенности климата большого города). Л.: Гидрометеиздат, 1969. 323 с.
7. Кузнецова И.Н., Бруслова Н.Е., Нахаев М.И. Городской остров тепла в Москве: определение, границы, изменчивость. Метеорология и гидрология, 2017. № 5. С. 49–61.
8. Мягков М.С. Экологические последствия мезоклиматических аномалий Московского мегаполиса. Экология урбанизированных территорий, 2006. № 4. С. 28–34.
9. Самсонов Т.Е., Тригуб К.С. Картографирование локальных климатических зон Москвы по космическим снимкам. Геодезия и картография, 2018. Т. 79. № 6. С. 20–31.
10. Baklanov A., Grimmond C.S.B., Carlson D., Terblanche D., Tang X., Bouchet V., Lee B., Langendijk G., Kolli R.K., Hovsepyan A. From urban meteorology, climate and environment research to integrated city services. Urban Climate, 2018. V. 23. P. 330–341.
11. Bechtel B., Alexander P.J., Böhner J., Ching J., Conrad O. Mapping local climate zones for a worldwide database of the form and function of cities. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2015. V. 4. P. 199–219.
12. Brousse O., Martilli A., Foley M., Mills G., Bechtel B. WUDAPT, an efficient land use producing data tool for mesoscale models? Integration of urban LCZ in WRF over Madrid. Urban Climate, 2016. V. 17. P. 116–134.
13. Chen L., Ng E. Quantitative urban climate mapping based on a geographical database: A simulation approach using Hong Kong as a case study. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2011. V. 13. № 4. P. 586–594.
14. Ching J., Aliaga D., Mills G., Masson V., See L., Neophytou M., Middel A., Baklanov A., Ren C., Ng E., Fung J., Wong M., Huang Y., Martilli A., Brousse O., Stewart I., Zhang X., Shehata A., Miao S., Wang X., Wang W., Yamagata Y., Duarte D., Li Y., Feddema J., Bechtel B., Hidalgo J., Roustan Y., Kim Y., Simon H., Kropp T., Bruse M., Lindberg F., Grimmond S., Demuzere M., Chen F., Li C., Gonzales-Cruz J., Bornstein B., He Q., Tzu-Ping, Hanna A., Erell E., Tapper N., Mall R.K., Niyogi D. Pathway using WUDAPT's Digital Synthetic City tool towards generating urban canopy parameters for multi-scale urban atmospheric modeling. Urban Climate, 2019. V. 28. P. 100459.
15. Ching J., Mills G., Bechtel B., See L., Feddema J., Wang X., Ren C., Brousse O., Martilli A., Neophytou M., Mouzourides P., Stewart I., Hanna A., Ng E., Foley M., Alexander P., Aliaga D., Niyogi D., Shreevastava A., Bhalachandran P., Masson V., Hidalgo J., Fung J., Andrade M., Baklanov A., Dai W., Milcinski G., Demuzere M., Brunzell N., Pesaresi M., Miao S., Mu Q., Chen F., Theeuwes N. WUDAPT: An urban weather, climate, and environmental modeling infrastructure for the anthropocene. Bulletin of the American Meteorological Society, 2018. V. 99. No 9. P. 1907–1924.

16. *Gál T., Unger J.* A new software tool for SVF calculations using building and tree-crown databases. *Urban Climate*, 2014. V. 10. No 3. P. 594–606.
17. *Garuma G.F.* Review of urban surface parameterizations for numerical climate models. *Urban Climate*, 2018. V. 24. P. 830–851.
18. *Hammerberg K., Brousse O., Martilli A., Mahdavi A.* Implications of employing detailed urban canopy parameters for mesoscale climate modelling: a comparison between WUDAPT and GIS databases over Vienna, Austria. *International Journal of Climatology*, 2018. V. 38. P. e1241–e1257.
19. *Landsberg H.E.* The urban climate. *International Geophysics Series*. V. 28. New York, London: Academic Press, 1981. 275 p.
20. *Lindberg F.* Modelling the urban climate using a local governmental geo-database. *Meteorological Applications*, 2007. V. 273. P. 263–273.
21. *Lokoshchenko M.A.* Urban ‘heat island’ in Moscow. *Urban Climate*, 2014. V. 10. P. 550–562.
22. *Lokoshchenko M.A.* Urban heat island and urban dry island in Moscow and their centennial changes. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2017. V. 56. No 10. P. 2729–2745.
23. *Lu D., Hetrick S., Moran E.* Land cover classification in a complex urban-rural landscape with QuickBird imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2010. V. 76. No 10. P. 1159–1168.
24. *Masson V., Heldens W., Bocher E., Bonhomme M., Bucher B., Burmeister C., Munck C. de, Esch T., Hidalgo J., Kanani-Sühring F., Kwok Y.T., Lemonsu A., Lévy J.P., Maronga B., Pavlik D., Petit G., See L., Schoetter R., Tornay N., Votsis A., Zeidler J.* City-descriptive input data for urban climate models: Model requirements, data sources and challenges. *Urban Climate*, 2020. V. 31. P. 100536.
25. *Oke T.R., Mills G., Christen A., Voogt J.A.* *Urban climates*. Cambridge: Cambridge University Press, 2017. 509 p.
26. *Orlanski L.* A rational subdivision of scale for atmospheric processes. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 1975. V. 56. P. 527–530.
27. *Peeters A., Etzion Y.* Automated recognition of urban objects for morphological urban analysis. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2012. V. 36. No 6. P. 573–582.
28. *Samsonov T.E., Konstantinov P.I., Varentsov M.I.* Object-oriented approach to urban canyon analysis and its applications in meteorological modeling. *Urban Climate*, 2015. V. 13. P. 122–139.
29. *Varentsov M., Wouters H., Platonov V., Konstantinov P.* Megacity-induced mesoclimatic effects in the lower atmosphere: A modeling study for multiple summers over Moscow, Russia. *Atmosphere*, 2018. V. 9. No 2. P. 50.
30. *Varentsov M.I., Grishchenko M.Yu., Wouters H.* Simultaneous assessment of the summer urban heat island in Moscow megacity based on in situ observations, thermal satellite images and mesoscale modeling. *Geography, Environment, Sustainability*, 2019. V. 12. No 4. P. 74–95.

REFERENCES

1. *Baklanov A., Grimmond C.S.B., Carlson D., Terblanche D., Tang X., Bouchet V., Lee B., Langendijk G., Kolli R.K., Hovsepyan A.* From urban meteorology, climate and environment research to integrated city services. *Urban Climate*, 2018. V. 23. P. 330–341.
2. *Bechtel B., Alexander P.J., Böhner J., Ching J., Conrad O.* Mapping local climate zones for a worldwide database of the form and function of cities. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2015. V. 4. P. 199–219.
3. *Brousse O., Martilli A., Foley M., Mills G., Bechtel B.* WUDAPT, an efficient land use producing data tool for mesoscale models? Integration of urban LCZ in WRF over Madrid. *Urban Climate*, 2016. V. 17. P. 116–134.

4. *Chen L., Ng E.* Quantitative urban climate mapping based on a geographical database: A simulation approach using Hong Kong as a case study. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011. V. 13. No 4. P. 586–594.
5. *Ching J., Aliaga D., Mills G., Masson V., See L., Neophytou M., Middel A., Baklanov A., Ren C., Ng E., Fung J., Wong M., Huang Y., Martilli A., Brousse O., Stewart I., Zhang X., Shehata A., Miao S., Wang X., Wang W., Yamagata Y., Duarte D., Li Y., Feddema J., Bechtel B., Hidalgo J., Roustan Y., Kim Y., Simon H., Kropp T., Bruse M., Lindberg F., Grimmond S., Demuzere M., Chen F., Li C., Gonzales-Cruz J., Bornstein B., He Q., Tzu-Ping, Hanna A., Erell E., Tapper N., Mall R.K., Niyogi D.* Pathway using WUDAPT's Digital Synthetic City tool towards generating urban canopy parameters for multi-scale urban atmospheric modeling. *Urban Climate*, 2019. V. 28. P. 100459.
6. *Ching J., Mills G., Bechtel B., See L., Feddema J., Wang X., Ren C., Brousse O., Martilli A., Neophytou M., Mouzourides P., Stewart I., Hanna A., Ng E., Foley M., Alexander P., Aliaga D., Niyogi D., Shreevastava A., Bhalachandran P., Masson V., Hidalgo J., Fung J., Andrade M., Baklanov A., Dai W., Milcinski G., Demuzere M., Brunzell N., Pesaresi M., Miao S., Mu Q., Chen F., Theeuwes N.* WUDAPT: An urban weather, climate, and environmental modeling infrastructure for the anthropocene. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2018. V. 99. No 9. P. 1907–1924.
7. *Climate of Moscow (Climate features of the big city).* Leningrad: Gidrometeoizdat, 1969. 323 p. (in Russian).
8. *Climate of Moscow under global warming.* Moscow: Moscow University Press, 2017. 288 p. (in Russian).
9. *Gál T., Unger J.* A new software tool for SVF calculations using building and tree-crown databases. *Urban Climate*, 2014. V. 10. No 3. P. 594–606.
10. *Garuma G.F.* Review of urban surface parameterizations for numerical climate models. *Urban Climate*, 2018. V. 24. P. 830–851.
11. *Grishchenko M.Y., Ermilova Y.V.* Mapping the development of the largest cities of the Russian Arctic by satellite images of different spectral ranges. *Geodesy and Cartography*, 2018. V. 79. No 3. P. 23–34 (in Russian).
12. *Hammerberg K., Brousse O., Martilli A., Mahdavi A.* Implications of employing detailed urban canopy parameters for mesoscale climate modelling: a comparison between WUDAPT and GIS databases over Vienna, Austria. *International Journal of Climatology*, 2018. V. 38. P. e1241–e1257.
13. *Kasimov N.S., Nikiforova E.M., Kosheleva N.E., Khaibrakhmanov T.S.* Geoinformation landscape-geochemical mapping of urban areas (by the example of EAO of Moscow). *Geoinformatika*, 2013. No 1. P. 28–32 (in Russian).
14. *Kislov A.V., Konstantinov P.I.* Detailed spatial modeling of temperature in Moscow. *Russian Meteorology and Hydrology*, 2011. V. 36. No 5. P. 25–32 (in Russian).
15. *Kuznetsova I.N., Brusova N.E., Nakhaev M.I.* Moscow urban heat island: Detection, boundaries, and variability. *Russian Meteorology and Hydrology*, 2017. V. 42. No 5. P. 305–313 (in Russian).
16. *Landsberg H.E.* The urban climate. *International Geophysics Series*. V. 28. New York, London: Academic Press, 1981. 275 p.
17. *Lindberg F.* Modelling the urban climate using a local governmental geo-database. *Meteorological Applications*, 2007. V. 273. P. 263–273.
18. *Lokoshchenko M.A.* Urban 'heat island' in Moscow. *Urban Climate*, 2014. V. 10. P. 550–562.
19. *Lokoshchenko M.A.* Urban heat island and urban dry island in Moscow and their centennial changes. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2017. V. 56. No 10. P. 2729–2745.

20. *Lu D., Hetrick S., Moran E.* Land cover classification in a complex urban-rural landscape with QuickBird imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2010. V. 76. No 10. P. 1159–1168.
 21. *Masson V., Heldens W., Bocher E., Bonhomme M., Bucher B., Burmeister C., Munck C. de, Esch T., Hidalgo J., Kanani-Sühring F., Kwok Y.T., Lemonsu A., Lévy J.P., Maronga B., Pavlik D., Petit G., See L., Schoetter R., Tornay N., Votsis A., Zeidler J.* City-descriptive input data for urban climate models: Model requirements, data sources and challenges. *Urban Climate*, 2020. V. 31. P. 100536.
 22. *Myagkov M.S.* Ecological consequences of mesoclimatic anomalies of the Moscow megacity. *Ecology of Urban Areas*, 2006. No 1. P. 49–61 (in Russian).
 23. *Oke T.R., Mills G., Christen A., Voogt J.A.* *Urban climates*. Cambridge: Cambridge University Press, 2017. 509 p.
 24. *Orlanski L.* A rational subdivision of scale for atmospheric processes. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 1975. V. 56. P. 527–530.
 25. *Peeters A., Etzion Y.* Automated recognition of urban objects for morphological urban analysis. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2012. V. 36. No 6. P. 573–582.
 26. *Samsonov T.E., Konstantinov P.I., Varentsov M.I.* Object-oriented approach to urban canyon analysis and its applications in meteorological modeling. *Urban Climate*, 2015. V. 13. P. 122–139.
 27. *Samsonov T.E., Trigub K.S.* Mapping of local climate zones of Moscow city. *Geodesy and Cartography*, 2018. V. 79. No 6. P. 20–31 (in Russian).
 28. *Varentsov M.I., Samsonov T.E., Kislov A.V., Konstantinov P.I.* Simulations of Moscow agglomeration heat island within framework of regional climate model COSMO-CLM. *Herald of Moscow University. Series 5. Geography*, 2017. No 6. P. 25–37 (in Russian).
 29. *Varentsov M., Wouters H., Platonov V., Konstantinov P.* Megacity-induced mesoclimatic effects in the lower atmosphere: A modeling study for multiple summers over Moscow, Russia. *Atmosphere*, 2018. V. 9. No 2. P. 50.
 30. *Varentsov M.I., Grishchenko M.Y., Wouters H.* Simultaneous assessment of the summer urban heat island in Moscow megacity based on in situ observations, thermal satellite images and mesoscale modeling. *Geography, Environment, Sustainability*, 2019. V. 12. No 4. P. 74–95.
-