



УДК 528.236.4

DOI 10.33764/2411-1759-2025-30-4-42-51

Принципы автоматизируемой интерпретации и извлечения пространственных данных из наземных изображений с учетом их пространственно-временного контекста

Ю. В. Бельшева¹, О. Г. Гвоздев¹✉, А. В. Матерухин¹

¹Московский государственный университет геодезии и картографии, г. Москва, Российская Федерация

e-mail: gvozdev@miigaik.ru

Аннотация. В работе поднят вопрос дефицита первичных высокодетализированных пространственно-временных данных, свойственный как геоинформатике в целом (полагающейся во многом на данные, собранные и агрегированные методами статистики, полевых измерений и наблюдений, а также методами ДЗЗ), так и другим областям, оперирующим пространственно-временными данными, такими как метеорология. В качестве способа преодоления этого дефицита предложено получение пространственных данных из наземных изображений. Приведена принципиальная схема метода автоматизируемого извлечения пространственных данных из наземных изображений с учетом их пространственно-временного контекста. Рассмотрено проведенное на о. Сахалин экспериментальное исследование, показавшее принципиальную применимость метода для идентификации и локализации туманов различных типов на территории аэродрома «Пушистый» ($F1 = 0,85$; $IoU = 0,74$) по наземным изображениям с привлечением минимума внешней метеорологической информации (направление ветра, влажность воздуха). Проведен анализ ограничений метода, определены дальнейшие направления исследований и разработок.

Ключевые слова: пространственные данные, автоматизация, идентификация метеорологических явлений, интерпретация наземных изображений, искусственная нейронная сеть

Для цитирования:

Бельшева Ю. В., Гвоздев О. Г., Матерухин А. В. Принципы автоматизируемой интерпретации и извлечения пространственных данных из наземных изображений с учетом их пространственно-временного контекста // Вестник СГУГиТ. – 2025. – Т. 30, № 4. – С. 42–51. – DOI 10.33764/2411-1759-2025-30-4-42-51

Введение

Классические методы пространственного анализа, статистики, геостатистики и геомоделирования опираются главным образом на проработанные методологии сбора данных,

организацию выборки, качественные и точные измерения, тщательную предварительную обработку и агрегацию данных; современные методы, такие как модели на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), полагаются на естественную избыточность дан-

ных реального мира, проявляющуюся в первичных детализированных данных. Количество и разнообразие данных при этом преобладают над точностью отдельных измерений и качеством подготовки исходной выборки в целом.

Большие фундаментальные ИНС, обучаемые (полностью или частично) с помощью техник самообучения (self-supervised learning), то есть не полагающиеся (либо полагающиеся минимально) на разметку данных экспертом в предметной области, выявляют сложнейшие закономерности в различных областях, в числе которых: восприятие естественных языков [1], предсказание пространственной структуры белков [2], семантическая сегментация и выделение объектов на изображениях [3].

Несмотря на обилие и сложность задач геоинформатики, основные успехи применения современных методов ограничиваются главным образом задачами интерпретации данных дистанционного зондирования Земли [4].

Схожая ситуация наблюдается в другой области знаний, также оперирующей пространственными данными, – метеорологии, традиционно полагающейся на совокупность трех источников данных: сети стационарных наземных пунктов наблюдений, специализированных метеорологических спутников и метеорологических радаров. Несмотря на успешное использование моделей на основе ИНС для предсказания погоды [5, 6] на уровне, превышающем возможности современных физически достоверных моделей атмосферы, их пространственное разрешение остается весьма низким и не превышает 10–20 км на шаг сетки модели, что приблизительно соответствует моделям «регионального» класса, а задействованные в них данные далеки от первичных.

В то же время практика областей деятельности и предприятий, зависимых от метеорологических условий, таких как эксплуатация автомобильных и железнодорожных путей сообщения, авиация, тепло- и электроэнергетика, сельское хозяйство, городское управление, нуждается в качественных [7, 8] данных

о локальных явлениях масштаба от десятков метров до нескольких километров, что ниже нижней границы разрешающей способности всех перечисленных выше методов, а значит, принципиально недоступно для них.

Авторами выдвинута гипотеза о том, что использование автоматических наземных наблюдений, выполняемых с помощью фотовидеокамер потребительского уровня, работающих в оптическом диапазоне, с их последующей автоматической интерпретацией с помощью моделей на основе ИНС, а также их введение в единый пространственно-временной домен с последующей обработкой в нем, также выполняемой с помощью ИНС, позволит получить новые, более детализированные пространственно-временные данные, полезные как сами по себе, так и в качестве основы для геомоделирования.

Использование фотографии для наблюдения метеорологических явлений упоминалось еще в 1989 г. [9], однако именно сейчас технологии цифровой фотографии достигли соотношения стоимости и качества, позволяющего рассматривать их как полноценное средство массовых автоматических наблюдений за пространственными явлениями.

Более того, в отличие от специализированных приборов, измеряющих отдельные физические величины, технологии интерпретации изображений могут развиваться независимо от технологий их первичного получения, что позволяет, не меняя физического устройства станций сбора данных, расширять возможности системы.

В настоящее время наземные изображения (в рамках геоинформатики) используются главным образом для навигации: сопоставления наземных изображений с аэрокосмическими [10–12].

Комплексность задачи интерпретации наземных изображений заключается в необходимости формирования привлечения стационарного и моментального контекстов, что требует экспертизы в ряде сложных областей: обработке изображений и видеорядов, растровых и векторных данных в пространствен-

ном домене, пространственно-временных данных и их потоков.

Целью статьи является определение базовых принципов автоматизируемой интерпретации наземных изображений с учетом их пространственно-временного контекста для дальнейшего извлечения пространственных данных из них, а также подтверждение принципиальной работоспособности данного подхода.

Материалы и методы

Авторами разработана концептуальная схема метода автоматизируемой интерпретации наземных изображений с учетом их пространственно-временного контекста для дальнейшего извлечения пространственных данных из них (рис. 1).

В основе метода лежит выделение отдельных визуальных признаков на изображениях и соотнесение их и соответствующей динамики с возможными в данных географических условиях процессами и явлениями.

Изображения сначала анализируются по отдельности с целью выявления первичных визуальных признаков. После для каждого момента времени формируется релевантное множество изображений, признаки, выявленные в которых, используются в дальнейшем процессе.

Правила формирования релевантного множества изображений следующие.

1. Включить текущее изображение.
2. Включить по три изображения, равномерно распределенных во времени за следующие интервалы до времени текущего изображения: последний час, от 1 до 3 часов, от 3 до 6 часов, от 6 до 12 часов, от 12 до 24 часов.
3. Включить изображения за каждый час за от 1 до 3 суток до времени текущего изображения.
4. Включить изображения в то же время с данной камеры от 3 до 7 суток до времени текущего изображения.
5. Исключить изображения, полученные в ночное время (центр Солнца на 5 или более градусов ниже горизонта).

Помимо изображений привлекаются две категории данных:

1) стационарный пространственный контекст – данные о релевантной пространственно-временной области, не накапливающие значимых изменений за срок до нескольких месяцев;

2) моментальный пространственный контекст – данные о релевантной пространственно-временной области, актуальные (условно актуальные) на момент получения отдельного изображения.

Стационарный пространственно-временной контекст предполагает такие данные, как положение и ориентацию камер, статистику ветров («роза ветров»), данные о рельефе (водоемах, возвышенностях), о положении релевантных объектов в зоне видимости камер.

Моментальный пространственно-временной контекст, в свою очередь, предполагает: дату и время наблюдения, направление ветра, влажность воздуха.

Для встраивания изображения в пространственный домен выполняется его разбиение на прямоугольные зоны, перекрывающиеся на 50 % по горизонтали и вертикали, каждая из которых соотносится с сектором в области видимости камеры, угловые размеры каждой из которых составляют приблизительно 10 градусов по горизонтали и по вертикали.

Стационарный пространственно-временной контекст используется для сценарного моделирования процессов и явлений, вероятных в данной области пространства, результатом каждого сценария является набор визуальных признаков, которые должны фиксироваться на камерах в случае его реализации.

Основной цикл наблюдений предполагает режимы ожидания и отслеживания целевого явления. В режиме ожидания явления выполняется сопоставление зафиксированных визуальных признаков и их динамики с вариантами, предсказанными с помощью сценарного моделирования. Если обнаруживаются признаки целевого явления, выполняется переход в режим отслеживания явления, заключающийся в поиске возможных сценариев его развития.

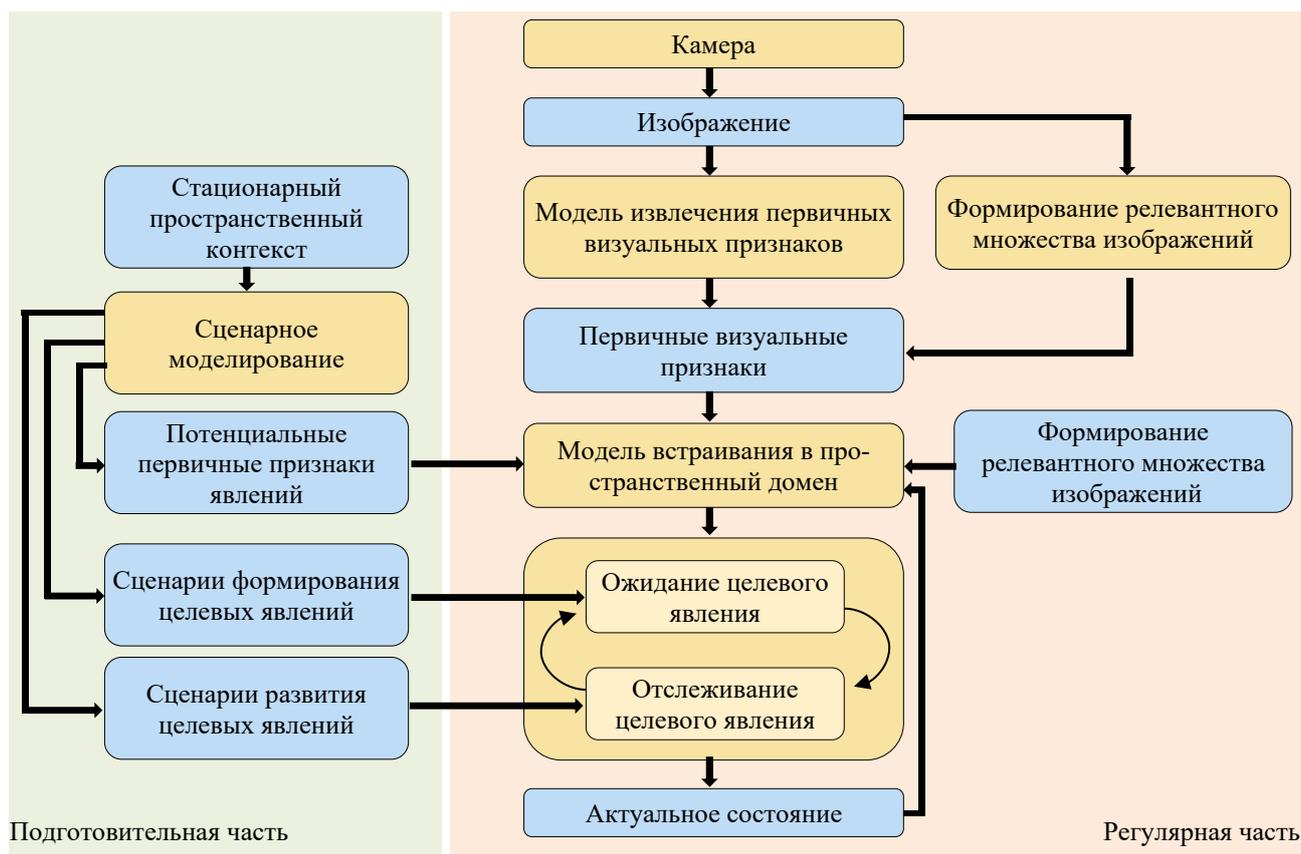


Рис. 1. Концептуальная схема метода интерпретации наземных изображений с учетом их пространственно-временного контекста

Принципы сценарного моделирования метеорологических явлений

Сценарное моделирование метеорологических явлений заключается:

- 1) в идентификации целевых явлений – явлений, представляющих интерес [13];
- 2) для каждого из целевых явлений:
 - 2.1) в идентификации базовых условий для формирования явления;
 - 2.2) идентификации визуальных признаков (проявлений) явления;
 - 2.3) идентификации релевантных явлению объектов на местности (2.1);
 - 2.4) разработке сценариев реализации явления для каждого (2.3);
 - 2.5) идентификации проявлений (2.2) каждого из сценариев (2.4);
 - 2.6) определении сценариев развития (2.5) для различных внешних условий.

Для экспериментального исследования предлагаемого метода в качестве целевого явления выбраны туманы. Базовым условием

для их появления является понижение температуры влажного воздуха ниже точки росы, что приводит к конденсации водяного пара и образованию аэрозоля, содержащего мельчайшие частицы воды в жидком и твердом состоянии [14, 15].

Визуально туманы могут проявляться в нескольких формах: поземный туман (до 2 м над поверхностью земли), туман в окрестностях (на расстоянии от 30–50 м от камеры), туман парения (над водоемами), общий туман (общее ухудшение видимости).

Туманы по базовым условиям появления можно разделить:

- 1) на туманы охлаждения: адвективные (образующиеся при перемещении (адвекции) воздуха на холодную подстилающую поверхность), радиационные (образующиеся при «радиационном выхолаживании» – совместном понижении температуры подстилающей поверхности и слоя воздуха над ней), орографические (образующиеся при подъеме воздуха вдоль склона рельефа);

2) туманы испарения (образующиеся, когда температура воды в водоеме выше температуры воздушного слоя над ней);

3) туманы смешения (образующиеся при смешении воздушных масс существенно различной температуры).

Определение принадлежности явления к одному из классов позволяет определить его дальнейшее развитие, а главное, оценить возможную общую продолжительность. В настоящее время анализ такого рода производится экспертами-метеорологами, на основе результатов работы которых выполняется обучение моделей на основе ИНС.

Организация экспериментального исследования метода

Для подтверждения принципиальной работоспособности метода было проведено экспериментальное исследование, выполненное в рамках проектно-образовательного интенсива «Архипелаг-2024» на аэродроме «Пушистый» (о. Сахалин).

В эксперименте участвовали две группы сотрудников: камеральная группа, базировавшаяся в г. Москве, полевая группа, базировавшаяся на о. Сахалин.

Подготовительный этап. Полевой группой были установлены три автоматические наблюдательные станции, фиксирующие изображения и передающие их в центр обработки данных в г. Москве с периодичностью от 20 до 300 секунд в зависимости от времени суток и условий беспроводной связи. Также было выполнено обследование местности на предмет релевантных объектов и составление плана ориентиров с их от-

меткой в зонах видимости камер. Эти данные были переданы камеральной группе. На их основе и сведений из открытых источников камеральной группой была выполнена идентификация и сценарное моделирование ожидаемых явлений.

Основной этап. Полевой группой выполнялась фиксация фактических метеорологических условий и явлений.

Камеральная группа выполняла анализ метеорологических условий и явлений, основываясь исключительно на изображениях с камер наблюдения и данных о направлении ветра и влажности воздуха, получаемых из [16]. Работа выполнялась в полуавтоматическом режиме: применялся ансамбль из нескольких моделей на основе ИНС собственной разработки, работа которых постоянно контролировалась экспертами в области ИНС и метеорологии.

Взаимодействие между группами в ходе основного этапа эксперимента было исключено.

Заключительный этап. Выполнен анализ точности результатов метода путём их сопоставления с данными, собранными полевой группой.

Результаты

Основной этап экспериментального исследования выполнялся с июля по октябрь 2024 г. (120 полных дней). План территории с основными использованными ориентирами представлен на рис. 2. Области видимости камер с отметками ориентиров представлены на рис. 3. Достигнутые показатели точности приведены в таблице.

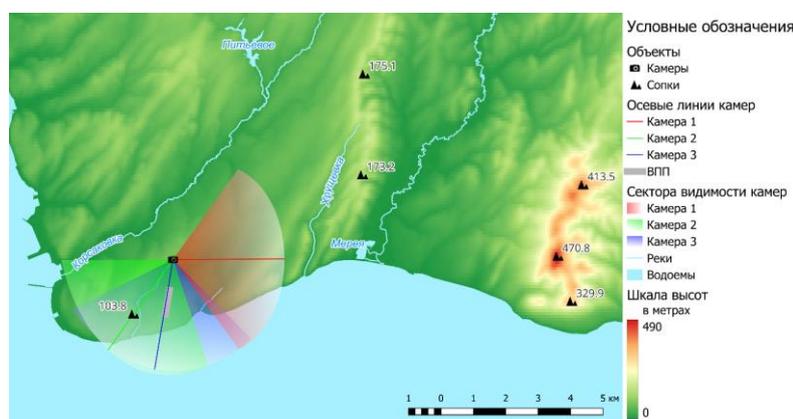


Рис. 2. План территории проведения эксперимента. Аэродром «Пушистый», о. Сахалин



Рис. 3. Ориентиры на изображениях, получаемых камерами

Показатели точности, достигнутые в рамках экспериментального исследования по интерпретации наземных изображений с учетом их пространственно-временного контекста

Показатель		Значение	
Истинно положительные срабатывания (ед.)	TP	14	
Ложноположительные срабатывания (ед.)	FP	2	
Ложноотрицательные срабатывания (ед.)	FN	3	
Всего событий (ед.)	T	16	
Точность	$Accuracy$	$\frac{TP}{T}$	0,74
Точность	$Precision$	$\frac{TP}{(TP + FP)}$	0,87
Полнота	$Recall$	$\frac{TP}{(TP + FN)}$	0,82
F1-мера	$F1$	$2 \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$	0,85
Intersection over Union (Jaccard Index)	IoU	$\frac{TP}{TP + FP + FN}$	0,74

Обсуждение

Территория о. Сахалин обеспечила чрезвычайно динамичную и вариативную метеорологическую обстановку, более сложную, чем может быть в большинстве потенциальных пунктов наблюдений.

Результаты экспериментального исследования показали, что предложенный метод интерпретации изображений, с учетом их пространственно-временного контекста, является результативным способом получения оперативных пространственно-временных данных о явлениях окружающей среды.

В то же время экспериментальное исследование обнаружило множество важных прикладных деталей и направлений для дальнейших исследований.

Функционирование систем такого рода чрезвычайно чувствительно к консистентности получаемых изображений в рамках всей наблюдательной сети, в особенности в части точной передачи яркостей, цветов и их соотношений.

Возможность наблюдений в ночное время представляет существенное ограничение: в местности, отдаленной от городской засветки, камера не способна сформировать ин-

формативное изображение. Решение этой проблемы одновременно с обеспечением сопоставимости изображений возможно путем введения алгоритмов автоматического управления выдержкой и светочувствительностью, а также применения датчиков освещенности или спектрального состава света.

Актуальна проблема позиционирования и ориентации камер и его учет в моделях. В зависимости от целевых явлений применяются различные схемы установки камер: для обнаружения заморозков камера должна быть направлена ниже горизонта (в сторону земли), а для определения типа облачного покрова – выше горизонта и т. п. Принципиально также наличие в кадре визуальных ориентиров: помимо определения дальности видимости они позволяют оценить угловые размеры явлений и их динамику, могут служить косвенным признаком отдельных метеорологических явлений (ветер, снег и т. п.).

Остро стоит проблема разрешающей способности в момент перехода признаков в пространственно-временной домен, предполагающая разделение изображения на сектора. Ввиду количества изображений (~50) и секторов, с учетом пересечений и понижения разрешающей способности к краям изображения (~200) и количества камер (предполагаемое количество – 4 на станцию), объем данных составляет 40 тысяч фрагментов, размерность каждого из которых может составлять до 4 тысяч признаков, что соответствует 164 миллионам параметров на одну наблюдательную станцию. Уменьшение этого объема приводит к деградации качества работы моделей, в то

время как увеличение повышает и без того высокие требования к вычислительному оборудованию.

Заключение

В рамках статьи была предложена принципиальная схема метода автоматизируемой интерпретации и извлечения пространственных данных из наземных изображений с учетом их пространственно-временного контекста, а также проведено экспериментальное исследование с целью проверить принципиальную работоспособность предложенных принципов.

В результате предложенная принципиальная схема метода была признана работоспособной, были выявлены ее ограничения, сформулированы направления дальнейших исследований и разработок в этой области.

Важно отметить, что на данном этапе исследования ключевой целью было подтверждение работоспособности предлагаемого подхода и достаточности данных визуальных наблюдений и пространственно-временного контекста для их уверенной интерпретации.

Вопросы построения моделей, осуществляющих полный цикл обработки данных с помощью рассмотренных в статье принципов, будут рассмотрены в следующих публикациях авторов.

Благодарности

Результаты получены в рамках государственного задания № FSFE-2022-0002 Минобрнауки России.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Achiam O.J., Adler S., Agarwal S., et al. GPT-4 Technical Report. – 2023. – 100 p. – DOI 10.48550/arXiv.2303.08774.
2. Abramson J., Adler J., Dunger J., et al. Accurate structure prediction of biomolecular interactions with AlphaFold 3 // Nature. – 2024. – Vol. 630. – Pp. 493–500. – DOI 10.1038/s41586-024-07487-w. – EDN XBTLTYU.
3. Ravi N., Gabeur V., Hu R., et al. SAM 2: Segment Anything in Images and Videos // ArXiv. – 2024. – 42 p. – DOI 10.48550/arXiv.2408.00714.
4. Osco L., Wu Q., Lemos E., et al. The Segment Anything Model (SAM) for remote sensing applications: From zero to one shot // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2023. – Vol. 124. – 21 p. – DOI 10.1016/j.jag.2023.103540. – EDN IEGPAF.

5. Andrychowicz M., Espeholt L., Li D., et al. Deep Learning for Day Forecasts from Sparse Observations // ArXiv. – 2023. – 26 p. – DOI 10.48550/arXiv.2306.06079.
6. Price I., Sanchez-Gonzalez A., Alet F., et al. Diffusion-based ensemble forecasting for medium-range weather // ArXiv. – 2023. – 96 p. – DOI 10.48550/arXiv.2312.15796.
7. Бельшева Ю. В., Матерухин А. В. Проблема оценки качества пространственно-временных данных, получаемых от системы метеорологических наблюдений // Приложение к журналу «Известия вузов. Геодезия и аэрофотосъемка». Сборник статей по итогам научно-технической конференции. – 2020. – № 11. – С. 149–151. – EDN NTAPMW.
8. Alerskans E., Lussana C., Nipen T., et al. Optimizing Spatial Quality Control for a Dense Network of Meteorological Stations // Journal of Atmospheric and Oceanic Technology. – 2022. – Vol. 39. – Pp. 973–984. – DOI 10.1175/JTECH-D-21-0184.1. – EDN TGQMOM.
9. Clayden A.W. Photographing meteorological phenomena. A Lecture delivered before the Royal Meteorological Society, March 16, 1898 // Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. – 1898. – Vol. 24. – Pp. 169–180. – DOI 10.1002/qj.49702410701.
10. Pro F., Dionelis N., Maiano L., et al. A Semantic Segmentation-Guided Approach for Ground-to-Aerial Image Matching // IGARSS 2024 – 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. – 2024. – Pp. 2630–2635. – DOI 10.48550/arXiv.2404.11302.
11. Ye J., He J., Li W., et al. SkyDiffusion: Ground-to-Aerial Image Synthesis with Diffusion Models and BEV Paradigm // ArXiv. – 2024. – 10 p. – DOI 10.48550/arXiv.2408.01812.
12. Zhu B., Ye Y., Dai J., et al. VDFT: Robust feature matching of aerial and ground images using viewpoint-invariant deformable feature transformation. – 2024. – Vol. 218. – Pp. 311–325. – DOI 10.1016/j.isprsjprs.2024.09.016. – EDN ZSOGKR.
13. Майоров А. А., Матерухин А. В., Бельшева Ю. В. Идентификация метеорологических явлений на основе видовой информации // Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2023. – Т. 67, № 5. – С. 85–97. – DOI 10.30533/GiA-2023-068. – EDN MQILGR.
14. Сидорова Л. П. Метеорология и климатология. Ч. 1. Метеорология. – Екатеринбург : УрФУ, 2015. – 198 с. – EDN YMYHPN.
15. Наставление гидрометеорологическим станциям и постам. Вып. 3., Ч. 1. – Л. : Гидрометеоиздат, 1985. – 297 с.
16. Архив погоды в Корсакове [Электронный ресурс] // rp5.ru – URL: https://rp5.ru/Архив_погоды_в_Корсакове (дата обращения: 17.11.2024).

Об авторах

Юлия Владимировна Бельшева – старший преподаватель кафедры информационно-измерительных систем.

Олег Геннадьевич Гвоздев – кандидат технических наук, доцент, заведующий лабораторией «Лаборатория мониторинговых систем».

Андрей Викторович Матерухин – доктор технических наук, декан факультета геоинформатики и информационной безопасности.

Получено 29.01.2025

© Ю. В. Бельшева, О. Г. Гвоздев, А. В. Матерухин, 2025

Principles of automated interpretation and spatial data extraction from ground-based imagery considering spatiotemporal context

Yu. V. Belysheva¹, O. G. Gvozdev¹✉, A. V. Materukhin¹

¹Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russian Federation

e-mail: gvozdev@miigaik.ru

Abstract. The challenge of insufficient availability of high-resolution spatiotemporal data, a concern affecting not just geoinformatics, which heavily depends on statistical analyses, field surveys, direct observations, and satellite imagery, but also other subject areas that rely on spatially and temporally referenced data is discussed in the paper. To address this deficiency, the extraction of spatial data from ground-based imagery is proposed as a solution. A conceptual scheme for automated extraction of spatial data from these images taking into account their spatiotemporal context is presented. The authors discuss an experimental study carried out on Sakhalin Island, which validated the applicability of the proposed method for detecting and locating different types of fog formations at the Pushisty airfield. Using ground-based imagery and minimum of additional meteorological inputs (such as wind direction and air humidity), the experiment achieved notable results with an F1 score of 0.85 and an intersection over union measure of 0.74. The study examined the constraints and limitations of the proposed method, thereby delineating clear pathways for future research endeavors and technological advancements.

Keywords: spatial data, automation, identification of meteorological phenomena, interpretation of ground-based images, artificial neural network

REFERENCE

1. Achiam O. J., Adler S., Agarwal S., & et al. (2023). GPT-4 Technical Report. 100 p. DOI 10.48550/arXiv.2303.08774.
2. Abramson J., Adler J., Dunger J., & et al. (2024). Accurate structure prediction of biomolecular interactions with AlphaFold 3 *Nature*. Vol. 630. Pp. 493–500. DOI 10.1038/s41586-024-07487-w. EDN XBTLYU.
3. Ravi N., Gabeur V., Hu R., & et al. (2024). SAM 2: Segment Anything in Images and Videos *ArXiv*. 42 p. DOI 10.48550/arXiv.2408.00714.
4. Osco L., Wu Q., Lemos E., & et al. (2023). The Segment Anything Model (SAM) for remote sensing applications: From zero to one shot *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Vol. 124. 21 p. DOI 10.1016/j.jag.2023.103540. EDN IEGPAF.
5. Andrychowicz M., Espeholt L., Li D., & et al. (2023). Deep Learning for Day Forecasts from Sparse Observations *ArXiv*. 26 p. DOI 10.48550/arXiv.2306.06079.
6. Price I., Sanchez-Gonzalez A., Alet F., & et al. (2023). Diffusion-based ensemble forecasting for medium-range weather *ArXiv*. 96 p. DOI 10.48550/arXiv.2312.15796.
7. Belysheva Yu. V., & Mateukhin A. V. (2020). Problema otsenki kachestva prostranstvenno-vremennykh dannyykh, poluchaemykh ot sistemy meteorologicheskikh nablyudeniyy *Prilozhenie k zhurnalu Izvestiya vu-zov. Geodeziya i aerofotos'emka. Sbornik statey po itogam nauchno-tekhnicheskoy konferentsii [Appendix to the journal Izvestiya Vuzovia Vuzov. Geodesy and aerial photography. Collection of articles on the results of scientific and technical conference]*. No. 11. Pp. 149–151. EDN NTAPMW [in Russian].
8. Alerskans E., Lussana C., Nipen T., & et al. (2022). Optimizing Spatial Quality Control for a Dense Network of Meteorological Stations *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*. Vol. 39. Pp. 973–984. DOI 10.1175/JTECH-D-21-0184.1. EDN TGQMOM.
9. Clayden A.W. (1898). Photographing meteorological phenomena. A Lecture delivered before the Royal Meteorological Society, March 16, 1898. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Vol. 24. Pp. 169–180. DOI 10.1002/qj.49702410701.
10. Pro F., Dionelis N., Maiano L., & et al. (2024). A Semantic Segmentation-Guided Approach for Ground-to-Aerial Image Matching *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Pp. 2630–2635. DOI 10.48550/arXiv.2404.11302.
11. Ye J., He J., Li W., & et al. SkyDiffusion: Ground-to-Aerial Image Synthesis with Diffusion Models and BEV Paradigm *ArXiv*. 10 p. DOI 10.48550/arXiv.2408.01812.

12. Zhu B., Ye Y., Dai J., & et al. (2024). VDFT: Robust feature matching of aerial and ground images using viewpoint-invariant deformable feature transformation. Vol. 218. Pp. 311–325. DOI 10.1016/j.isprsjprs.2024.09.016. EDN ZSOGKR.
13. Mayorov A. A., Materukhin A. V., & Belysheva Yu. V. (2023). Identifikatsiya meteorologicheskikh yavleniy na osnove vidovoy informatsii *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Geodeziya i aerofotos'emka [Izvestiya vysokikh uchebnykh obrazovaniya. Geodesy and aerial photography]*. Vol. 67, No. 5. Pp. 85–97. DOI 10.30533/GiA-2023-068. EDN MQILGR [in Russian].
14. Sidorova, L. P. (2015). *Meteorologiya i klimatologiya. Chast' 1. Meteorologiya. [Meteorology and climatology. Part 1. Meteorology]* Ekaterinburg: UrFU. 198 p. EDN YMYHPN.
15. *Nastavlenie gidrometeorologiycheskim stantsiyam i postam [Instructions for hydrometeorological stations and posts]* (1985). Leningrad: Gidrometeoizdat. V. 3., No. 1. 297 p.
16. Arkhiv pogody v Korsakove Retrieved from https://rp5.ru/Архив_погоды_в_Корсакове (accessed 17.11.2024).

Author details

Yulia V. Belysheva – Senior Lecturer, Department of Information and Measurement Systems.

Oleg G. Gvozdev – Ph. D., Associate Professor, Head of the Youth Research Laboratory "Laboratory of Monitoring Systems".

Andrey V. Materukhin – D. Sc., Dean of the Faculty of Geoinformatics and Information Security.

Received 29.01.2025

© *Yu. V. Belysheva, O. G. Gvozdev, A. V. Materukhin, 2025*