

УДК 528.94:551.5

DOI 10.33764/2411-1759-2024-29-2-73-85

## Концепция разработки геоинформационной технологии мониторинга и геомоделирования метеорологических событий

А. А. Майоров<sup>1</sup>, О. Г. Гвоздев<sup>1</sup>✉, Ю. В. Бельшева<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Московский государственный университет геодезии и картографии (МИИГАиК), г. Москва, Российская Федерация

e-mail: gvozdev@miigaik.ru

**Аннотация.** Геоинформатика неразрывно связана с технологиями, обеспечивающими получение первичных пространственно-временных данных. Одним из факторов качества таких данных являются результаты метеонаблюдений, оценка которых неоднозначна в силу слабого междисциплинарного взаимодействия метеорологии с геоинформатикой и искусственным интеллектом. В результате ограничиваются возможности сбора пространственно-временных данных для их использования в мониторинге и прогнозировании. В этой связи предлагается концепция разработки геоинформационной технологии мониторинга и геомоделирования метеорологических событий на основе данных, поступающих от различных источников. Обработку таких данных предполагается осуществлять с использованием известных и вновь созданных моделей на основе искусственных нейронных сетей. Подобный подход позволяет устранить ряд проблем сетевого мониторинга и сформировать более целостную научную базу для дальнейших исследований в данной области, обеспечить получение новых информационных продуктов.

**Ключевые слова:** геоинформационные технологии, мониторинг, прогнозирование метеорологических явлений, геоинформатика, искусственный интеллект

### Введение

Геоинформатика, будучи наукой о разработке и применении информационных технологий для моделирования систем, процессов, событий и явлений, координированных в пространстве и времени, неразрывно связана с новыми решениями получения первичных пространственно-временных данных. Проблема актуальна, находится в фазе бурного развития и определяется не менее значимыми факторами. Среди них:

– развитие общедоступных систем глобального позиционирования, рост доступности приемников потребительского уровня, РТК-приемников и приемников с высокой частотой обновления;

– появление и рост доступности спутниковых изображений высокого разрешения;

– развитие малой беспилотной авиации и технологий получения изображения с базированием на малых беспилотных воздушных судах;

– появление доступных фото- и видеокamer, обладающих высоким разрешением, широким динамическим диапазоном, работоспособных в условиях низкой освещенности; развитие инструментальных средств мульти- и гиперспектральной съемки, методов и технологий вычислительной фотографии;

– повсеместное внедрение высокоинтегрированных вычислительных платформ, имеющих в своем составе средства определения собственного положения и допускающих возможность подключения множества датчиков (первичных или измерительных преобразователей), включая средства инерциальной навигации: встраиваемых и мобильных компьютеров различных типов (ноутбуков, планшетных компьютеров, смартфонов);

– активное внедрение широкополосных каналов стационарной и мобильной связи;

– развитие инфраструктуры открытых данных и API, мобильных и веб-ГИС и систем с их элементами.

Данные технологии открывают новые пути решения хорошо исследованных проблем, в числе которых:

- оптимизация логистических процессов;
- эксплуатация логистической инфраструктуры;
- первичное картографирование и последующая актуализация данных;
- рациональное использование территорий и энергоносителей;
- высокоточное земледелие;
- полностью автоматизированные логистические цепочки;
- возобновляемая энергетика, открытый рынок электроэнергии [1].

Указанные области деятельности успешно используют последние достижения информатики и геоинформатики. Но следует отметить, что области, сформировавшиеся задолго до появления информатики и геоинформатики, как правило, полагаются на собственные решения в области учета пространственных и пространственно-временных аспектов изучаемых явлений и процессов.

Одной из таких относительно консервативных областей является метеорология.

Оперативный мониторинг метеорологической обстановки и прогноз ее развития необходимы для множества погодозависимых отраслей и областей деятельности человека, среди которых:

- предприятия агросектора;
- логистические предприятия всех уровней: глобального, федерального, регионального, локального;
- эксплуатационные службы путей сообщения: автомобильных и железных дорог, аэропортов;
- авиаперевозчики;
- городские коммунальные службы;
- предприятия тепло- и электроэнергетики.

В настоящий момент метеорология опирается на три взаимодополняющих источника данных. Кратко охарактеризуем их.

1. Наземные наблюдения. Включают сеть стационарных пунктов наблюдений автоматизированных метеорологических комплексов (АМК) и автоматизированных метеорологических станций (АМС) – «метеостанций»,

на которых выполняются высокоточные измерения множества параметров: температуры воздуха и почвы, атмосферного давления, влажности воздуха, скорости и направления ветра, количества и характера осадков и др. с относительно низкой частотой обновления. Отдельные процессы, например, определение типа облачности и вида метеорологических явлений, повсеместно выполняются субъективно специалистами-метеорологами на основе визуальных наблюдений. Кроме того, сами станции расположены относительно разреженно; так, минимальное расстояние между станциями в некоторых случаях, например, в Московской области, составляет более 60 км.

В ряде стран получило развитие «метеоволонтерство», частично позволяющее компенсировать нехватку станций в сети, однако в Российской Федерации это движение на сегодняшний день не получило распространения [2].

2. Спутниковые наблюдения. Выполняются специализированными космическими аппаратами. Обеспечивают покрытие обширных территорий и регулярное обновление данных [3], но обладают малым пространственным разрешением [4]. Важно отметить, что при текущем уровне развития спутниковые наблюдения принципиально не позволяют различить некоторые метеорологические явления или точно классифицировать типы облачности [5], а также ограничены в различающей способности других признаков, например, характера залегания снежного покрова [6].

3. Радиолокационные наблюдения метеорологическим радиолокатором (МРЛ). Позволяют обнаруживать конвективные облака в радиусе 200 км и предупреждать о появлении конвективного явления (грозы) [7]. С МРЛ производятся различные наблюдения:

- определение скорости и направления движения метеообразований;
- обнаружение атмосферных фронтов и границ облаков и осадков;
- обнаружение турбулентных и конвективных образований атмосферы;
- определение фазового состава метеообразований [8].

Радиолокаторы способны увеличить территориальный охват, дополняя наземную наблюдательную сеть [9], но МРЛ охватывает не все опасные явления, неблагоприятные метеорологические явления и не все виды облачности.

С точки зрения процессов обработки данных в современной метеорологии используется подход, изначально созданный для моделирования физических явлений, предполагающий наличие моделей усвоения данных (data acquisition model), обеспечивающих переход от отдельных измерений к полям, дискретизированным по регулярной сетке [10], и моделей прогнозирования, выполняющих интегрирование дифференциальных уравнений на данных полях. Пространственное разрешение таких моделей, как, например, WRF, составляет не менее чем один километр, а шаг дискретизации по времени – один час [10].

Активно развиваются подходы на основе искусственных нейронных сетей, отличающиеся, в частности, возможностью выполнять усвоение данных измерений непосредственно в процессе прогнозирования. К таким моделям относится, например, разработка компании Google – модель MetNet3 [11]. Эта модель обеспечивает шаг дискретизации, по времени составляющий 2 минуты, что существенно лучше традиционных моделей, однако пространственное разрешение остается ограниченным одним километром. Важно отметить, что эти подходы развиваются независимо от технологий и инфраструктуры сбора первичных данных.

Таким образом, современная метеорология фокусируется на покрытии обширных территорий и оценке конкретных значений прогнозируемых параметров.

Относительно слабое междисциплинарное взаимодействие метеорологии с геоинформатикой, информатикой и искусственным интеллектом, в свою очередь, ограничивает как возможности применения результатов метеорологических наблюдений и прогнозов, так и возможности сбора пространственно-временных данных для их осуществления.

Целями данной работы являются:

– исследование перспективных применений современных достижений в области информационных технологий, геоинформатики

и искусственного интеллекта к предметной области метеорологии;

– формирование концепции геоинформационной технологии, позволяющей дополнить и расширить современные практики метеорологического мониторинга и геомоделирования метеорологических событий;

– идентификация научно-исследовательских и инженерно-технических задач, решение которых необходимо для построения предложенной концепции.

***Состояние проблемы перспектив использования достижений информационных технологий, геоинформатики и искусственного интеллекта в области метеорологии***

В основе принятия целесообразных и обоснованных управленческих решений всегда лежала доступность полной, точной, а главное, актуальной информации об объектах управления и их окружающей среде. Это обусловило главное направление трансформации информационных технологий последних десятилетий, заключающееся в постепенном переходе от парадигмы data at rest («данные в покое»), предполагающей централизованную обработку предварительно накопленных данных, к парадигме data in motion (data in flight, «данные в движении»), предполагающей обработку данных по мере их появления, без предварительного накопления. При этом наблюдается распределение функций обработки на всех участников информационного процесса, главным образом – их смещение в сторону первичных (измерительных) преобразователей (IoT, «интернет вещей»); edge computing, «пороговые вычисления» и fog computing, «туманные вычисления») [12–17].

В геоинформатике эти трансформации проявляются в технологиях построения сетей интеллектуальных геосенсоров (геосенсорных сетей) и систем обработки потоков пространственно-временных данных высокой интенсивности, генерируемых ими. Особого внимания заслуживают технологии, предполагающие установку геосенсоров на подвижных платформах, например, на автотранс-

порте или беспилотных летательных аппаратах [18]. Применение этих технологий к задачам метеорологического мониторинга является перспективным подходом для повышения плотности наземных измерений в пространстве и времени, а также для обеспечения оперативной обработки поступающих данных.

Отдельно стоящим междисциплинарным достижением являются технологии получения цифровых изображений (фотографий и видеорядов), а также методы их цифровой обработки. В настоящее время доступны как сложнейшие специализированные комплексы фото-видеофиксации, обеспечивающие уникальные возможности съемки, такие как базирование на беспилотных летательных и космических аппаратах, сверхвысокие скорости съемки, достигающие десятков и сотен тысяч кадров в секунду, технологии гиперспектральной съемки, так и фото- и видеокамеры, встроенные в устройства потребительского уровня (смартфоны, планшетные компьютеры) [19].

Попытки задействования наземных визуальных данных для решения задач метеорологического мониторинга неоднократно предпринимались [20, 21], однако был выявлен ряд недостатков, принципиально ограничивающих практическую применимость данных результатов. Тем не менее извлечение метеорологической информации из визуальных данных является одним из перспективных направлений исследований и разработок. Благодаря широкому диапазону возможностей и стоимости решений фото-видеофиксации возможно создание оптимизированных по стоимости и пригодных для массовой установки приборов.

Развитие перечисленных и многих других технологий сбора данных привело к появлению архивов, содержащих значительные массивы данных, обладающих естественной избыточностью (такие как текст, изображения, звук и их комбинации). Совместно с развитием технологий вычислений общего назначения на графических ускорителях (GPGPU) [22, 23], развитием методов и технологий метапрограммирования и, в частности, решений для автоматического дифференцирования [24],

и открытостью процессов разработки это сформировало основу для нового витка развития моделей машинного обучения на основе искусственных нейронных сетей.

Применимость различных топологий искусственных нейронных сетей к той или иной задаче в первую очередь зависит от типа обрабатываемых данных. Первые нейронные сети (перцептроны и многослойные перцептроны) [25] обрабатывали наборы скаляров фиксированной размерности, сверточные нейронные сети обрабатывают однородные одно-, двух- и трехмерные массивы произвольного размера [26], а рекуррентные нейронные сети [27] – последовательности. Сети на основе концепции «трансформеров» [28] начали успешно применяться к обработке текста, после чего были обобщены для обработки последовательностей, а также изображений. Наибольшие проблемы при обработке с помощью нейросетевых моделей представляют графы и неупорядоченные множества, однако работа в этой области ведется в рамках направления Geometric Deep Learning [29], и к настоящему моменту достигла значительных успехов; наиболее ярких успехов в последние годы достигли генеративные модели [30, 31].

Благодаря перечисленному искусственные нейронные сети успешно применяются для обработки наземных видовых данных и для спутниковых изображений, геополей и пространственных данных в векторном представлении. Активно развиваются мультимодальные модели для обработки данных различных типов (например, генерация изображений по текстовому описанию), а также модели на основе нейронных сетей, интегрированные с физическими моделями (Physics-aware Machine Learning) [32].

Это делает их перспективным инструментом для моделирования сложных пространственно-временных процессов и явлений, характерных для метеорологии. В этой области уже есть ряд успешных исследований [11], что дополнительно подтверждает целесообразность исследования их применения для задач метеорологического мониторинга.

Наконец, отметим концепцию открытых данных в целом и конкретные реализующие ее проекты, в особенности Open Street Map.

В рамках данной работы особый интерес представляют два аспекта этой концепции: формат взаимодействия между организациями, общественными институтами и информационными системами, набор конкретных стандартов и технологий, а также конкретные источники данных, применимые для исследований и разработок. Кроме того, сама по себе возможность привлечения данных других предметных областей к задачам метеорологического мониторинга представляет собой перспективное направление исследований.

**Разработка концепции геоинформационной технологии мониторинга и гео моделирования метеорологических событий**

Предлагаемую концепцию геоинформационной технологии мониторинга и гео моделирования метеорологических событий (МГММС) представим совокупностью следующих положений.

1. Технология должна дополнять и расширять актуальные на сегодняшний день методы, технологии и практики метеорологического мониторинга и анализа данных.

2. Технология должна быть ориентированной на потоковую обработку данных по мере их поступления и, как следствие, оперативное формирование и актуализацию результатов обработки в режиме, приближенном к реальному времени.

3. Технология должна быть ориентирована на высокий пространственно-временной охват.

4. Технология должна быть ориентирована на мониторинг и гео моделирование метеорологических событий, а не отдельных метеорологических показателей.

Под метеорологическим событием понимается факт нахождения значений совокупности показателей в некоторых диапазонах. Такие события определяются на основе потребностей потенциальных потребителей. Примеры метеорологических событий приведены в табл. 1.

Таблица 1

Примеры метеорологических событий

Наименование	Параметр 1	Параметр 2	Параметр 3	Потенциальные потребители
Метель	Видимость	Осадки	Скорость ветра	Энергетика и логистические компании
Туман	Видимость	Влажность	Скорость ветра	Транспортные компании

5. Технология должна допускать интеграцию пространственно-временных данных их любых релевантных источников.

6. Технология должна предполагать возможность индивидуальных особенностей территории, включая, но не ограничиваясь рельефом, типом почвы, имеющейся растительностью; близлежащими объектами – реками и водоемами, дорогами, зданиями и сооружениями и др.

7. Технология предполагает использование в качестве основного (в количественном смысле) источника данных автоматических (не требующих постоянного присутствия оператора) измерительных станций, построенных по принципам интеллектуальных геосенсоров, выполняющих измерения и передающих их результаты в систему обработки с частотой порядка одного раза в 1–10 минут.

8. Автоматизированные измерительные станции должны включать в себя средства сбора первичной визуальной информации о состоянии атмосферы.

9. Технология предполагает обработку данных главным образом с помощью моделей на основе искусственных нейронных сетей, однако допускает интеграцию с моделями других типов.

**Оценка объема первичных данных, обрабатываемых с применением предложенной геоинформационной технологии**

Первичные данные, обрабатываемые с применением предложенной геоинформационной технологии, представлены двумя типами:

- сообщения с результатами измерений;
- визуальные данные.

Для оценки объема сообщений можно предположить следующий состав полей, показанный

в табл. 2, что позволяет грубо оценить объем одного сообщения – 200 байт. При одном измерении в минуту объем данных от одного геосенсора составит 200 байт – 100,25 мегабайт в год.

Таблица 2

Оценка состава и объема полей мониторинговых сообщений от метеорологических геосенсоров

Поле	Количество значений	Формат	Байт
<b>Общее</b>			
Идентификатор устройства	1	GUID	16
Идентификатор сообщения	1	GUID	16
Время сообщения	1	Строка	14
<b>Состояние устройства</b>			
Качество сигнала сотовой сети	1	Float32	4
Наличие постоянного электропитания	1	Float32	4
Состояние батареи	1	Float32	4
<b>Положение</b>			
Широта	1	Float32	4
Долгота	1	Float32	4
Высота	1	Float32	4
<b>Движение</b>			
Направление	1	Float32	4
Скорость	1	Float32	4
<b>Метеорологические показатели</b>			
Температура	5	Float32	20
Давление	5	Float32	20
Влажность	5	Float32	20
Дальность видимости	1	Float32	4
Скорость ветра	1	Float32	4
Направление ветра	1	Float32	4
Вид облачности	1	Float32	4
<b>Экологические показатели</b>			
Концентрация CO	1	Float32	4
Концентрация CO <sub>2</sub>	1	Float32	4
Концентрация NO	1	Float32	4
Концентрация NO <sub>2</sub>	1	Float32	4
Концентрация SO <sub>2</sub>	1	Float32	4
<b>Всего</b>			<b>174</b>

Для оценки объема визуальных данных предположим, что средний объем фотографии с разрешением 10 мегапикселей в формате JPEG составляет 2 мегабайта. Целесообразно фотографировать весь небосвод, для чего потребуется 8 фотографий: 4 направления съемки по 2 яруса за каждый цикл съемки. При съемке одного набора изображений в минуту это предполагает 4 204 800

изображений в год, что составит 8,02 терабайта данных в год.

С учетом объема индексов, равного 20 %, это позволяет оценить объемы данных, требующих хранения и передачи для сетей с различным количеством станций, указанных в табл. 3.

Важно отметить, что приведенные цифры не учитывают оптимального кодирования

временных рядов измерений и видеопотоков, но показывают необходимость применения решений в этих областях при построении системы.

Таблица 3

Оценка объема мониторинговых данных от метеорологических геосенсоров

Количество станций	Количество измерений		Количество изображений	
	объем в хранилище, Мб/г.	трафик, Мб/с	объем в хранилище, Тб/г.	трафик, Мб/с
1	120	0,00000	8,0	0,000260
10	1203	0,00003	80,2	0,002604
100	12030	0,00032	802,0	0,026042
1000	120300	0,00318	8020,0	0,260417
10000	1203003	0,03179	80200,2	2,604167
100000	12030029	0,31789	802002,0	26,041667

**Разработка варианта архитектуры геоинформационной технологии**

В качестве основы для разработанной геоинформационной технологии использованы концепции нейросетевой топологии U-Net [33] и системы MetNet3 [11].

Ключевым отличием U-Net от MetNet3 является задействование в составе исходных данных не только скалярных величин, но и изображений. Кроме того, модель предполагает этап специфического анализа для каждой измерительной станции, обеспечивающий внесение поправок, учитывающих локальные особенности местности.

Схема архитектуры геоинформационной технологии представлена на рисунке.

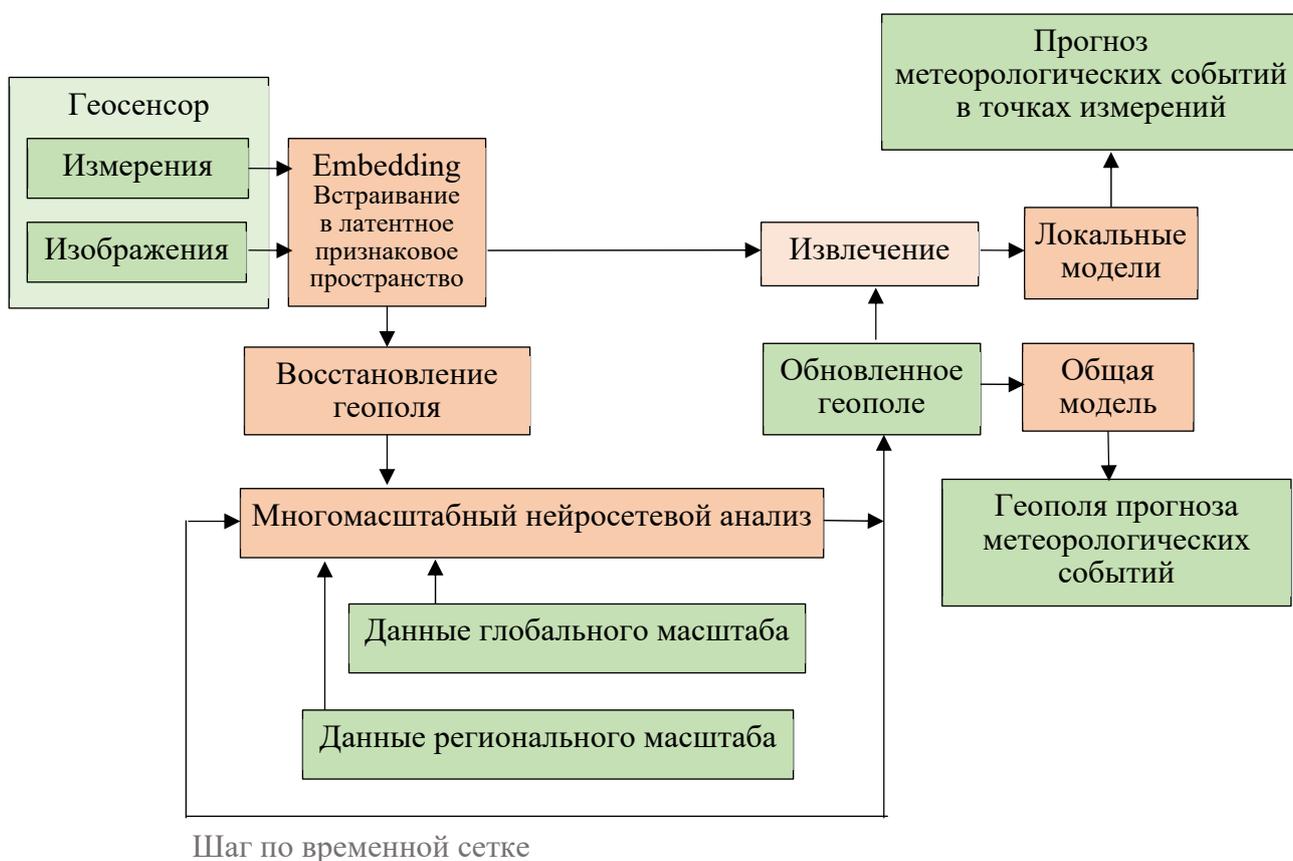


Схема архитектуры геоинформационной технологии мониторинга и геомоделирования метеорологических событий

**Перспективные направления исследований и разработок, необходимые для реализации предложенной геоинформационной технологии**

Предлагаемая технология в значительной степени базируется на концепции временных рядов и технологиях их эффективного хранения и анализа [34–36]. Данная область активно развивается в настоящее время, однако применимость конкретных решений к рассматриваемой задаче требует дополнительного исследования.

Помимо временных рядов измерений система предполагает использование временных рядов изображений, что чрезвычайно требовательно к пространству в хранилищах данных. Целесообразным является исследование способов оптимального кодирования временных рядов изображений. В настоящее время значительные успехи достигнуты в задаче кодирования видеопотоков [37, 38], отличающейся от рассматриваемого случая постоянной высокой частотой кадров и фиксированным цветовым пространством RGB (на практике часто используются его вариации).

Технология опирается на аппарат обработки геополей и в частности процедуры их восстановления. Среди специализированных решений в этой области можно привести компоненты упомянутой технологии MetNet3 [11]. Решения общего назначения развиваются в том числе авторами данной работы [39]. Однако для реализации предлагаемой геоинформационной технологии необходимо решение, позволяющее использовать в качестве исходных данных для восстановления геополя не только скалярные значения изме-

рений, но и изображения достаточно высокого разрешения (фотографии в отдельных точках пространства), что является открытой проблемой.

Таким образом, методики сбора и разметки наборов данных изображений облачности и построение моделей для ее классификации являются открытой научной проблемой, решение которой необходимо для реализации предложенной геоинформационной технологии.

**Заключение**

Предложенная концепция разработки геоинформационной технологии для мониторинга и геомоделирования метеорологических событий является перспективным направлением междисциплинарного взаимодействия информатики, геоинформатики, программной инженерии, искусственного интеллекта и метеорологии. Реализация технологии такого рода позволит не только получать востребованные информационные продукты, недоступные в настоящий момент, но и сформировать научную базу для дальнейших исследований в данном направлении.

Кроме того, сложный комплексный характер проблемы метеорологического мониторинга такого масштаба является серьезным вызовом для исследователей и разработчиков в данной области, обеспечивая ее дальнейшее развитие.

**Благодарности**

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

**БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК**

1. Rehman A. U., Shafiq A., Ullah Z., et al. Implications of smart grid and customer involvement in energy management and economics // *Energy*. – 2023. – Vol. 276. – P. 127626. – DOI 10.1016/j.energy.2023.127626.
2. Krennert T., Pistotnik G., Kaltenberger R. et al. Crowdsourcing of weather observations at national meteorological and hydrological services in Europe // *Advances in Science and Research*. – 2018. – Vol. 15. – P. 71–76. – DOI 10.5194/asr-15-71-2018.
3. Kotawadekar R. Satellite data: big data extraction and analysis // *Artificial Intelligence in Data Mining*. – 2021. – P. 177–197. – DOI 10.1016/B978-0-12-820601-0.00008-2.
4. Myers D. R. Solar Radiation Resource Assessment for Renewable Energy Conversion. – 2012.

5. Скороходов А. В., Аксёнов С. В., Аксёнов А. В. и др. Использование различных вычислительных систем для решения задачи автоматической классификации облачности по спутниковым данным MODIS на основе вероятностной нейронной сети // Изв. Томского политехнического ун-та. Инжиниринг георесурсов. – 2016. – № 327 (1). – С. 30–38.
6. Jin W., Gong F., Zeng X. et al. Classification of Clouds in Satellite Imagery Using Adaptive Fuzzy Sparse Representation // *Sensors*. – 2016. – Vol. 16, No. 12. – P. 2153. – DOI 10.3390/s16122153.
7. Бочарников Н. В. Диагноз шквалов по данным МРЛ // Радиолокационная метеорология. – СПб. : Гидрометеоиздат, 2002. – С. 64–67.
8. Alberoni P. P., Ferraris L., Marzano F. S. et al. The Italian radar network: current status and future developments // *Proceedings of ERAD*. – Delft: Copernicus GmbH, 2002. – P. 339–344.
9. Калинин Н. А., Смирнова А. А. Возможности метеорологических радиолокаторов в обнаружении облачности и опасных явлений погоды // *Географический вестник*. – 2006. – № 2. – С. 76–83.
10. Skamarock W. C., Klemp J. B., Dudhia J. et al. A Description of the Advanced Research WRF Model Version 4. UCAR/NCAR. 2–019. – DOI 10.5065/1dfh-6p97.
11. Andrychowicz M., Espeholt L., Li D., et al. Deep Learning for Day Forecasts from Sparse Observations // *arXiv*. – 2023. – DOI 10.48550/arXiv.2306.06079.
12. Shahrivari S. Beyond Batch Processing: Towards Real-Time and Streaming Big Data // *Computers*. – 2014. – Vol. 3, No. 4. – P. 117–129. – DOI 10.3390/computers3040117.
13. Cao K., Liu Y., Meng G., et al. An Overview on Edge Computing Research // *IEEE Access. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)*. – 2020. – Vol. 8. – P. 85714–85728. – DOI 10.1109/ACCESS.2020.2991734.
14. Chen J., Ran X. Deep Learning With Edge Computing: A Review // *Proceedings of the IEEE. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)*. – 2019. – Vol. 107, No. 8. – P. 1655–1674. – DOI 10.1109/JPROC.2019.2921977.
15. Yi S., Li C., Li Q. A Survey of Fog Computing // *Proceedings of the 2015 Workshop on Mobile Big Data*. – 2015. – DOI 10.1145/2757384.2757397.
16. Stojmenovic I., Wen S., Huang X. et al. An overview of Fog computing and its security issues // *Concurrency and Computation*. – 2015. – Vol. 28, No. 10. – P. 2991–3005. – DOI 10.1002/cpe.3485.
17. Pfandzelter T., Bermbach D. IoT Data Processing in the Fog: Functions, Streams, or Batch Processing? // *2019 IEEE International Conference on Fog Computing (ICFC)*. – 2019. – DOI 10.1109/ICFC.2019.00033.
18. Shaikh S. A., Mariam K., Kitagawa H. et al. GeoFlink: A Distributed and Scalable Framework for the Real-time Processing of Spatial Streams // *CIKM '20: Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management*. – New York : Association for Computing Machinery, 2020. – P. 3149–3156.
19. Lee D.-H. Digital Cameras, Personal Photography and the Reconfiguration of Spatial Experiences // *UTIS*. – 2010. – Vol. 26, No. 4. – P. 266–275. – DOI 10.1080/01972243.2010.489854.
20. Zhang J. L., Liu P., Zhang F. et al. CloudNet: Ground-Based Cloud Classification With Deep Convolutional Neural Network // *Geophysical Research Letters*. – 2018. – Vol. 45, No. 16. – P. 8665–8672. – DOI 10.1029/2018GL077787.
21. Li Z., Kong H., Wong C.-S. Neural Network-Based Identification of Cloud Types from Ground-Based Images of Cloud Layers // *Applied Sciences*. – 2023. – Vol. 13, No. 7. – P. 4470. – DOI 10.3390/app13074470.
22. Chakraborty K., Wells P. M., Sohi G. S. Computation spreading: employing hardware migration to specialize CMP cores on-the-fly // *Proceedings of the 12th international conference on Architectural support for programming languages and operating systems (ASPLOS XII)*. – 2006. – P. 283–292.

23. Krüger J., Westermann R. Linear algebra operators for GPU implementation of numerical algorithms // ACM Transactions on Graphics. – 2003. – Vol. 22, No. 3. – P. 908–916. – DOI 10.1145/882262.882363.
24. Baydin A. G., Pearlmutter B. A., Radul A. A. et al. Automatic differentiation in machine learning: a survey // arXiv. – 2015. – DOI 10.48550/arXiv.1502.05767.
25. McCulloch W. S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bulletin of Mathematical Biophysics. – 1943. – Vol. 5, No. 4. – P. 115–133. – DOI 10.1007/BF02478259.
26. Fukushima K. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position // Biological Cybernetics. – 1980. – Vol. 36, No. 4. – P. 193–202. – DOI 10.1007/BF00344251.
27. Amari S.-I. Learning Patterns and Pattern Sequences by Self-Organizing Nets of Threshold Elements // IEEE Transactions on Computers. – 1972. – Vol. C–21, No. 11. – P. 1197–1206. – DOI 10.1109/T-C.1972.223477.
28. Vaswani A., Shazeer N. M., Parmar N. Attention is All you Need // Neural Information Processing Systems. – 2017.
29. Bronstein M. M., Bruna J., Cohen T. et al. Geometric Deep Learning: Grids, Groups, Graphs, Geodesics, and Gauges // arXiv. – 2021. – DOI 10.48550/arXiv.2104.13478.
30. Rombach R., Blattmann A., Lorenz D., et al. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models // 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2022. – DOI 10.1109/CVPR52688.2022.01042.
31. Radford A., Narasimhan K. Improving Language Understanding by Generative Pre-Training // Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. – 2018.
32. Xu Q., Shi Y., Bamber J. Physics-aware Machine Learning Revolutionizes Scientific Paradigm for Machine Learning and Process-based Hydrology // arXiv. – 2023. – DOI 10.48550/arXiv.2310.05227.
33. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // arXiv. – 2015. – DOI 10.48550/arXiv.1505.04597.
34. Esling P., Agon C. Time-series data mining // ACM Computing Surveys. – 2012. – Vol. 45, No. 1. – P. 1–34. – DOI 10.1145/2379776.2379788.
35. Włodarczyk T. W. Overview of Time Series Storage and Processing in a Cloud Environment // 4th IEEE International Conference on Cloud Computing Technology and Science Proceedings. – 2012. – DOI 10.1109/CloudCom.2012.6427510.
36. Andersen M. P., Culler D. E. BTrDB: Optimizing Storage System Design for Timeseries Processing // 14th USENIX Conference on File and Storage Technologies (FAST 16). – 2016. – P. 39–52.
37. Bossen F., Bross B., Suhring K., et al. HEVC Complexity and Implementation Analysis // IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology. – 2012. – Vol. 22, No. 12. – P. 1685–1696. – DOI 10.1109/TCSVT.2012.2221255.
38. Sze V., Budagavi M., Sullivan G. J. High Efficiency Video Coding (HEVC) – Basel : Springer International Publishing, 2014. – 375 p.
39. Гвоздев О. Г., Матерухин А. В., Майоров А. А. Восстановление геополей на основе комбинирования методов ядерного сглаживания и нейросетевых моделей // Геодезия и картография. – 2022. – № 12. – С. 57–64. – DOI 10.22389/0016-7126-2022-990-12-57-64.

### Об авторах

**Андрей Александрович Майоров** – доктор технических наук, профессор, зав. кафедрой информационно-измерительных систем.

**Олег Геннадьевич Гвоздев** – кандидат технических наук, доцент, зав. молодежной научно-исследовательской лабораторией «Лаборатория мониторинговых систем».

Юлия Владимировна Бельшева – преподаватель кафедры информационно-измерительных систем.

Получено 15.01.2024

© [А. А. Майоров](#), О. Г. Гвоздев, Ю. В. Бельшева, 2024

## Concept of geoinformation technology development for monitoring and geomodelling of meteorological events

[А. А. Майоров](#)<sup>1</sup>, О. Г. Гвоздев<sup>1✉</sup>, Ю. В. Бельшева<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Moscow State University of Geodesy and Cartography (MIIGAik), Moscow, Russian Federation  
e-mail: gvozdev@miigaik.ru

**Abstract.** Geoinformatics is inextricably linked to technologies that provide primary spatio-temporal data. One of the quality factors of such data is the results of meteorological observations, the assessment of which is ambiguous due to the weak interdisciplinary interaction of meteorology with geoinformatics and artificial intelligence. As a result it limits the possibilities of collecting spatio-temporal data for their use in monitoring and forecasting. In this regard the authors propose the concept of developing a geoinformation technology for monitoring and geomodeling of meteorological events based on data from various sources. In this case, the processing of such data is supposed to be performed not only with the help of existing models, but also with the help of models based on artificial neural networks. This approach will allow not only to eliminate a number of problems of the network monitoring, but also to form a scientific basis for further research in the field, as well as to obtain new information products.

**Keywords:** geoinformation technologies, monitoring, forecasting of meteorological phenomena, geoinformatics, artificial intelligence

### REFERENCES

1. Rehman, A. U., Shafiq, A., Ullah, Z., & et al. (2023). Implications of smart grid and customer involvement in energy management and economics. *Energy*, 276, P. 127626. DOI 10.1016/j.energy.2023.127626.
2. Krennert, T., Pistotnik, G., Kaltenberger, R., & et al. (2018). Crowdsourcing of weather observations at national meteorological and hydrological services in Europe. *Advances in Science and Research*, 15, 71–76. DOI 10.5194/asr-15-71-2018.
3. Kotawadekar, R. (2021). Satellite data: big data extraction and analysis. In *Artificial Intelligence in Data Mining* (pp. 177–197). DOI 10.1016/B978-0-12-820601-0.00008-2.
4. Myers, D. R. (2012). *Solar Radiation Resource Assessment for Renewable Energy Conversion*.
5. Skorokhodov, A. V., Aksenov, S. V., Aksenov, A. V., & et al. (2016). Using different computing systems to solve the automatic cloud classification problem according to MODIS satellite data by probabilistic neural network. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov [Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering]*, 327(1), 30–38 [in Russian].
6. Jin, W., Gong, F., Zeng, X., & et al. (2016). Classification of Clouds in Satellite Imagery Using Adaptive Fuzzy Sparse Representation. *Sensors*, 16(12), P. 2153. DOI 10.3390/s16122153.
7. Bocharnikov, N. V. (2002). Diagnosis of squalls according to MRL data. In *Radiolokatsionnaya meteorologiya [Radar Meteorology]* (pp. 64–67). St. Petersburg: Gidrometeoizdat Publ. [in Russian].
8. Alberoni, P. P., Ferraris, L., Marzano, F. S., & et al. (2002). The Italian radar network: current status and future developments. *Proceedings of ERAD* (pp. 339–344). Delft: Copernicus GmbH.

9. Kalinin, N. A., & Smirnova, A. A. (2006). Capabilities of weather radars in detecting cloudiness and hazardous weather phenomena. *Geograficheskiy vestnik [Geographical Bulletin]*, 2, 76–83 [in Russian].
10. Skamarock, W. C., Klemp, J. B., Dudhia, J., & et al. A Description of the Advanced Research WRF Model Version 4. UCAR/NCAR. 2– 019. DOI 10.5065/1dfh-6p97.
11. Andrychowicz, M., Espeholt, L., Li, D., & et al. (2023). Deep Learning for Day Forecasts from Sparse Observations. *arXiv*. DOI 10.48550/arXiv.2306.06079.
12. Shahrivari, S. (2014). Beyond Batch Processing: Towards Real-Time and Streaming Big Data. *Computers*, 3(4), 117–129. DOI 10.3390/computers3040117.
13. Cao, K., Liu, Y., Meng, G., & et al. (2020). An Overview on Edge Computing Research. *IEEE Access. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)*, 8, 85714–85728. DOI 10.1109/ACCESS.2020.2991734.
14. Chen, J., & Ran, X. (2019). Deep Learning With Edge Computing: A Review. *Proceedings of the IEEE. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)*, 107(8), 1655–1674. DOI 10.1109/JPROC.2019.2921977.
15. Yi, S., Li, C., & Li, Q. (2015). A Survey of Fog Computing. *Proceedings of the 2015 Workshop on Mobile Big Data*. DOI 10.1145/2757384.2757397.
16. Stojmenovic, I., Wen, S., Huang, X., & et al. (2015). An overview of Fog computing and its security issues. *Concurrency and Computation*, 28(10), 2991–3005. DOI 10.1002/cpe.3485.
17. Pfandzelter, T., & Bermbach, D. (2019). IoT Data Processing in the Fog: Functions, Streams, or Batch Processing? *2019 IEEE International Conference on Fog Computing (ICFC)*. DOI 10.1109/ICFC.2019.00033.
18. Shaikh, S. A., Mariam, K., Kitagawa, H., & et al. (2020). GeoFlink: A Distributed and Scalable Framework for the Real-time Processing of Spatial Streams. *CIKM '20: Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management* (pp. 3149–3156). New York: Association for Computing Machinery.
19. Lee, D.-H. (2010). Digital Cameras, Personal Photography and the Reconfiguration of Spatial Experiences. *UTIS*, 26(4), 266–275. DOI 10.1080/01972243.2010.489854.
20. Zhang, J. L., Liu, P., Zhang, F., & et al. (2018). CloudNet: Ground-Based Cloud Classification With Deep Convolutional Neural Network. *Geophysical Research Letters*, 45(16), 8665–8672. DOI 10.1029/2018GL077787.
21. Li, Z., Kong, H., & Wong, C.-S. (2023). Neural Network-Based Identification of Cloud Types from Ground-Based Images of Cloud Layers. *Applied Sciences*, 13(7), P. 4470. DOI 10.3390/app13074470.
22. Chakraborty, K., Wells, P. M., & Sohi, G. S. (2006). Computation spreading: employing hardware migration to specialize CMP cores on-the-fly. *Proceedings of the 12th international conference on Architectural support for programming languages and operating systems (ASPLOS XII)* (pp. 283–292).
23. Krüger, J., & Westermann, R. (2003). Linear algebra operators for GPU implementation of numerical algorithms. *ACM Transactions on Graphics*, 22(3), 908–916. DOI 10.1145/882262.882363.
24. Baydin, A. G., Pearlmutter, B. A., Radul, A. A., & et al. (2015). Automatic differentiation in machine learning: a survey. *arXiv*. DOI 10.48550/arXiv.1502.05767.
25. McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115–133. DOI 10.1007/BF02478259.
26. Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193–202. DOI 10.1007/BF00344251.
27. Amari, S.-I. (1972). Learning Patterns and Pattern Sequences by Self-Organizing Nets of Threshold Elements. *IEEE Transactions on Computers*, C-21(11), 1197–1206. DOI 10.1109/T-C.1972.223477.

28. Vaswani, A., Shazeer, N. M., & Parmar, N. (2017). Attention is All you Need. *Neural Information Processing Systems*.
29. Bronstein, M. M., Bruna, J., Cohen, T., & et al. (2021). Geometric Deep Learning: Grids, Groups, Graphs, Geodesics, and Gauges. *arXiv*. DOI 10.48550/arXiv.2104.13478.
30. Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., & et al. (2022). High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models. *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. DOI 10.1109/CVPR52688.2022.01042.
31. Radford, A., & Narasimhan, K. (2018). Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. *Improving Language Understanding by Generative Pre-Training*.
32. Xu, Q., Shi, Y., & Bamber, J. (2023). Physics-aware Machine Learning Revolutionizes Scientific Paradigm for Machine Learning and Process-based Hydrology. *arXiv*. DOI 10.48550/arXiv.2310.05227.
33. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *arXiv*. DOI 10.48550/arXiv.1505.04597.
34. Esling, P., & Agon, C. (2012). Time-series data mining. *ACM Computing Surveys*, 45(1), 1–34. DOI 10.1145/2379776.2379788.
35. Wlodarczyk, T. W. (2012). Overview of Time Series Storage and Processing in a Cloud Environment. *4th IEEE International Conference on Cloud Computing Technology and Science Proceedings*. DOI 10.1109/CloudCom.2012.6427510.
36. Andersen, M. P., & Culler, D. E. (2016). BTrDB: Optimizing Storage System Design for Timeseries Processing. *14th USENIX Conference on File and Storage Technologies (FAST 16)* (pp. 39–52).
37. Bossen, F., Bross, B., Suhring, K., & et. al. (2012). HEVC Complexity and Implementation Analysis. *IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology*, 22(12), 1685–1696. DOI 10.1109/TCSVT.2012.2221255.
38. Sze, V., Budagavi, M., & Sullivan, G. J. (2014). *High Efficiency Video Coding (HEVC)*. Basel: Springer International Publishing, 375 p.
39. Gvozdev, O. G., Materuhin, A. V., & Maiorov, A. A. (2022). Restoring the values of geofields using a combination of kernel smoothing methods and artificial neural networks models. *Geodeziya i kartografiya [Geodesy and Cartography]*, 12, 57–64. DOI 10.22389/0016-7126-2022-990-12-57-64 [in Russian].

### Author details

Andrei A. Maiorov – D. Sc., Professor, Head of the Department of Information and Measurement Systems.

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

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

Received 15.01.2024

© A. A. Maiorov, O. G. Gvozdev, Y. V. Belysheva, 2024