

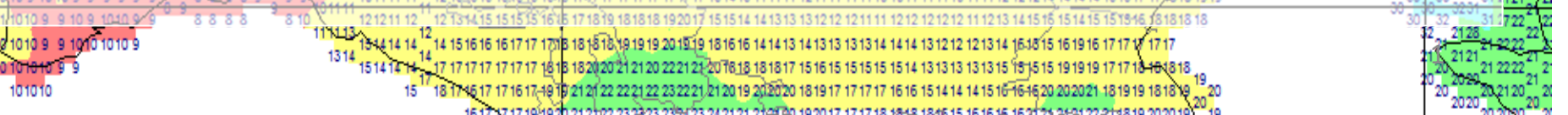
Оперативный объективный анализ влажности верхних слоёв почвы по данным метеорологических станций и дистанционного зондирования Земли на основе нейросетевых методов

Ф. Л. БЫКОВ, ФГБУ «Гидрометцентр России»

В.А. ГорДИН, д.ф.-м.н, ВШЭ, ФГБУ «Гидрометцентр России»

Л.Л. Тарасова, к.г.н., ФГБУ «Гидрометцентр России»

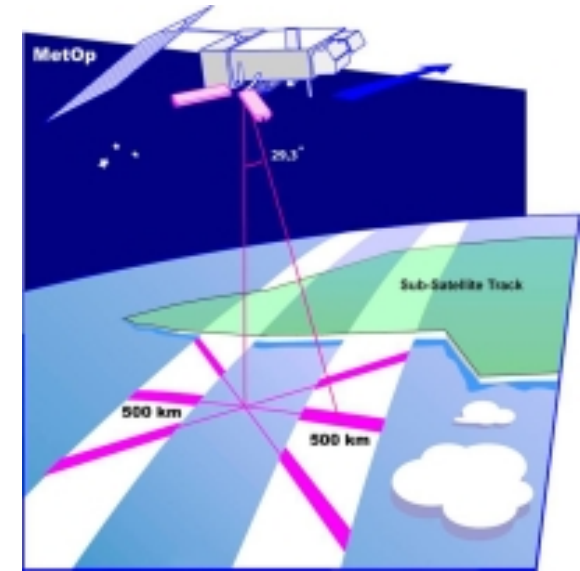
Е. В. Василенко, ФГБУ «НИЦ «Планета»



Bartalis Z., Naeimi V., Hasenauer S., Wagner W.

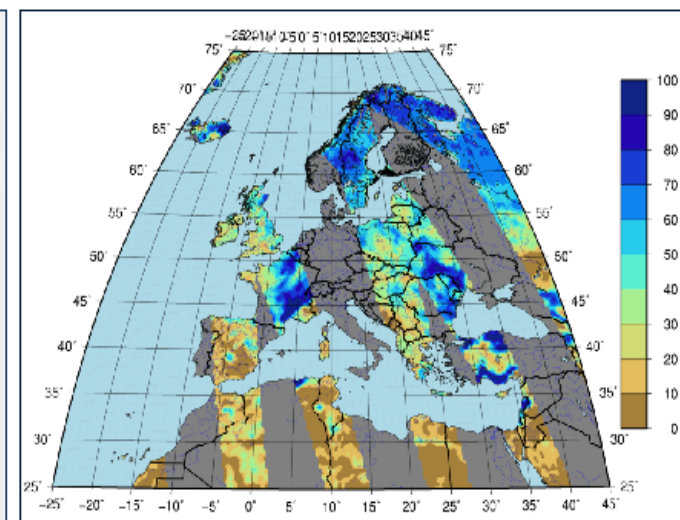
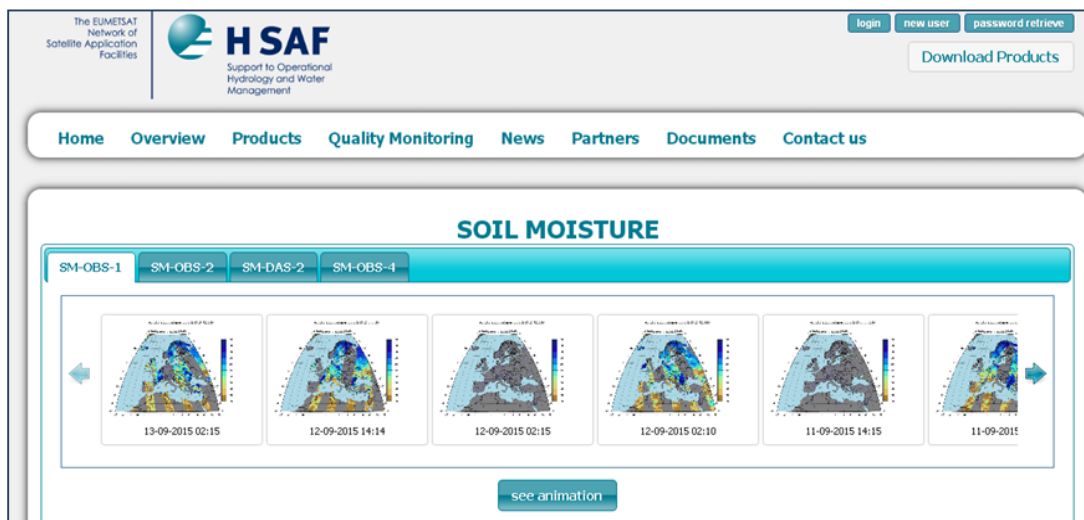
ASCAT Soil Moisture Product Handbook.

ASCAT Soil Moisture Report Series, 2008, No. 15, Institute of Photogrammetry and Remote Sensing, Vienna University of Technology, Austria. 22 p.



$$\Theta_s(t) = \frac{\sigma^0(40, t) - \sigma_{dry}^0(40, t)}{\sigma_{wet}^0(40, t) - \sigma_{dry}^0(40, t)}$$

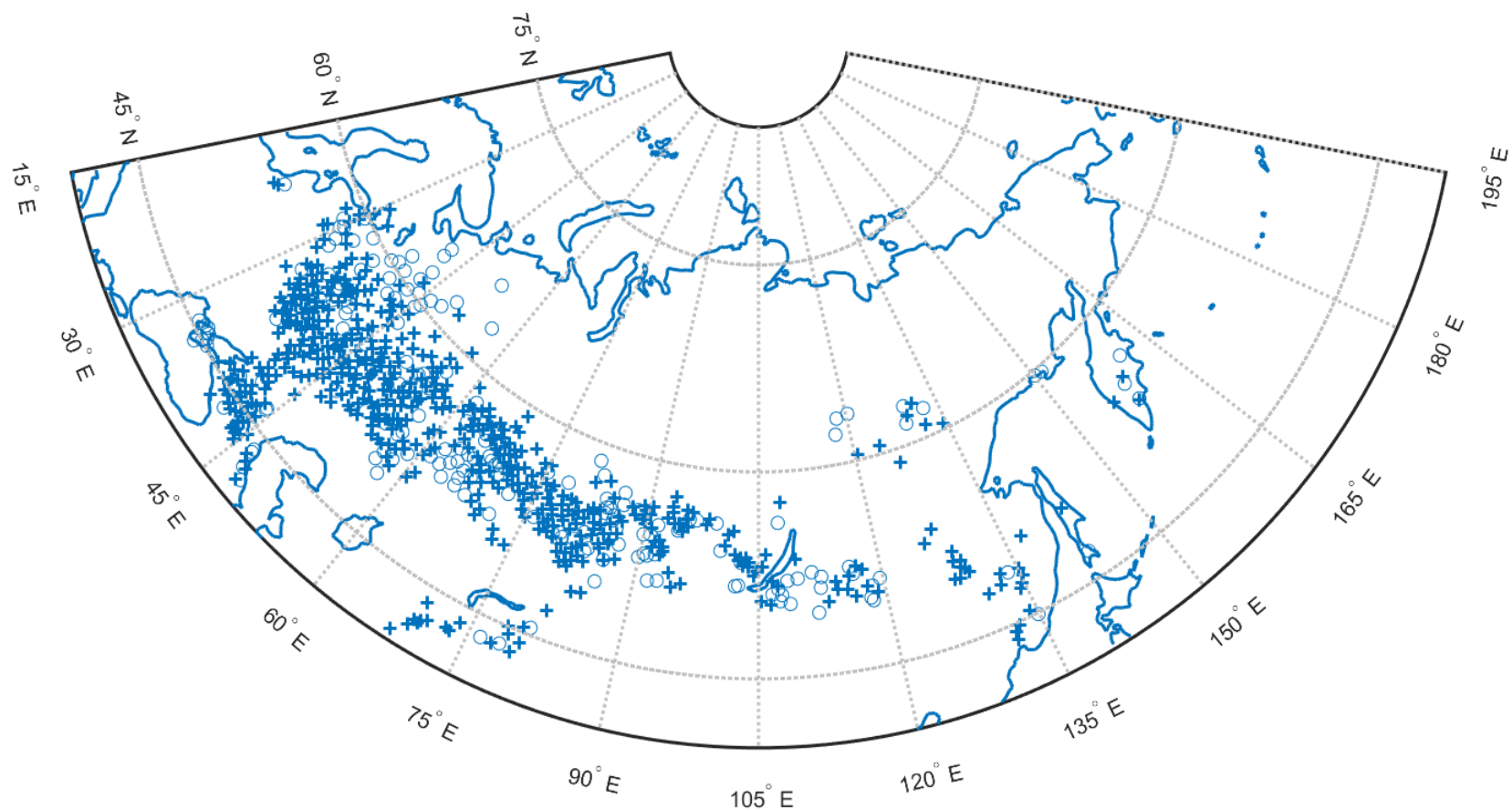
где $\Theta_s(t)$ – относительная мера (от 0 до 1) содержания воды в поверхностном слое почвы; $\sigma^0(40, t)$ – измеренная величина обратного рассеяния, нормированная к углу 40° ; $\sigma_{dry}^0(40, t)$ и $\sigma_{wet}^0(40, t)$ – величины обратного рассеяния, нормированные к углу 40° для максимально сухих и влажных условий соответственно; t – номер дня в году.



ОПЕРАТИВНЫЙ ОБЪЕКТИВНЫЙ АНАЛИЗ ВЛАЖНОСТИ ВЕРХНИХ СЛОЁВ ПОЧВЫ ПО ДАННЫМ МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИХ СТАНЦИЙ И ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ

Москва, ИКИ РАН, 15-19 ноября 2021

Информация с синоптических станций



Станции-корреспонденты Гидрометцентра РФ, ведущие наблюдения за влажностью почвы, архив по которым содержит более 100 декад (+) и менее 100 декад (o)

Всего за 2004-2019гг 169 161 наблюдений за ЗПВ, из них 59 243 синхронны с ASCAT

Предикторы

- A. Данные ASCAT об относительной влажности почвы (ОВП);
- B. Время года
- C. Климатические данные о влажности почвы (NCAR, Национальный Центр Атмосферных Исследований, США);
- D. Типы почвы (FAO, Продовольственная и сельскохозяйственная организация ООН);
- E. Типы землепользования GlobCover 2009 (ESA, Европейское космическое агентство);
- F. Данные наблюдений за ЗПВ W_m , $m=10, 20$ см на агрометеостанциях с учетом приоритета сельскохозяйственных культур и агрофона (исключались орошаемые участки).

Подходы к усвоению данных

1. **Оптимальная интерполяция/Вариационное усвоение данных**
[Гандин Л.С. Объективный анализ метеорологических полей, 1976]
2. **Оценка деформации, переводящей рассматриваемое поле в однородное**
[Sampson P. Guttorp P. Nonparametric estimation of nonstationary spatial covariance structure, 1992]
3. **Поле анализа – нейронная сеть от координат. Проблема: первое приближение в виде нейронной сети**
[Kanevsky M. et al. Artificial neural networks and spatial estimations of Chernobyl fallout, 1995]
4. **Поле анализа – нейронная сеть от предикторов. Проблема: учёт стационарных данных**
[Rigol J.P. et al. Artificial neural networks as a tool for spatial interpolation, 2001]

Объединим 4, 2 и 1, оптимизируя все параметры одновременно методом обратного распространения ошибки

Алгоритм ОА состоит из следующих шагов:

1. Формирование композита $s(t, x)$ на сетке 12.5 км из данных ASCAT с трех спутников MetOp за последние 12 ч
2. Пересчет композита $s(t, x)$ в данные о ЗПВ отдельно для $m=10, 20$ см слоёв почвы с использованием нейронной сети $W_m(t, \vec{x}) \approx \psi_m(s(t, \vec{x}))$,
3. Неоднородная анизотропная оптимальная интерполяция поправок (инкрементов) $BIAS = W_m(t, \vec{x}) - \psi_m(s(t, \vec{x}))$ к пересчитанным данным ДЗЗ о ЗПВ из точек агрометеостанций на сетку

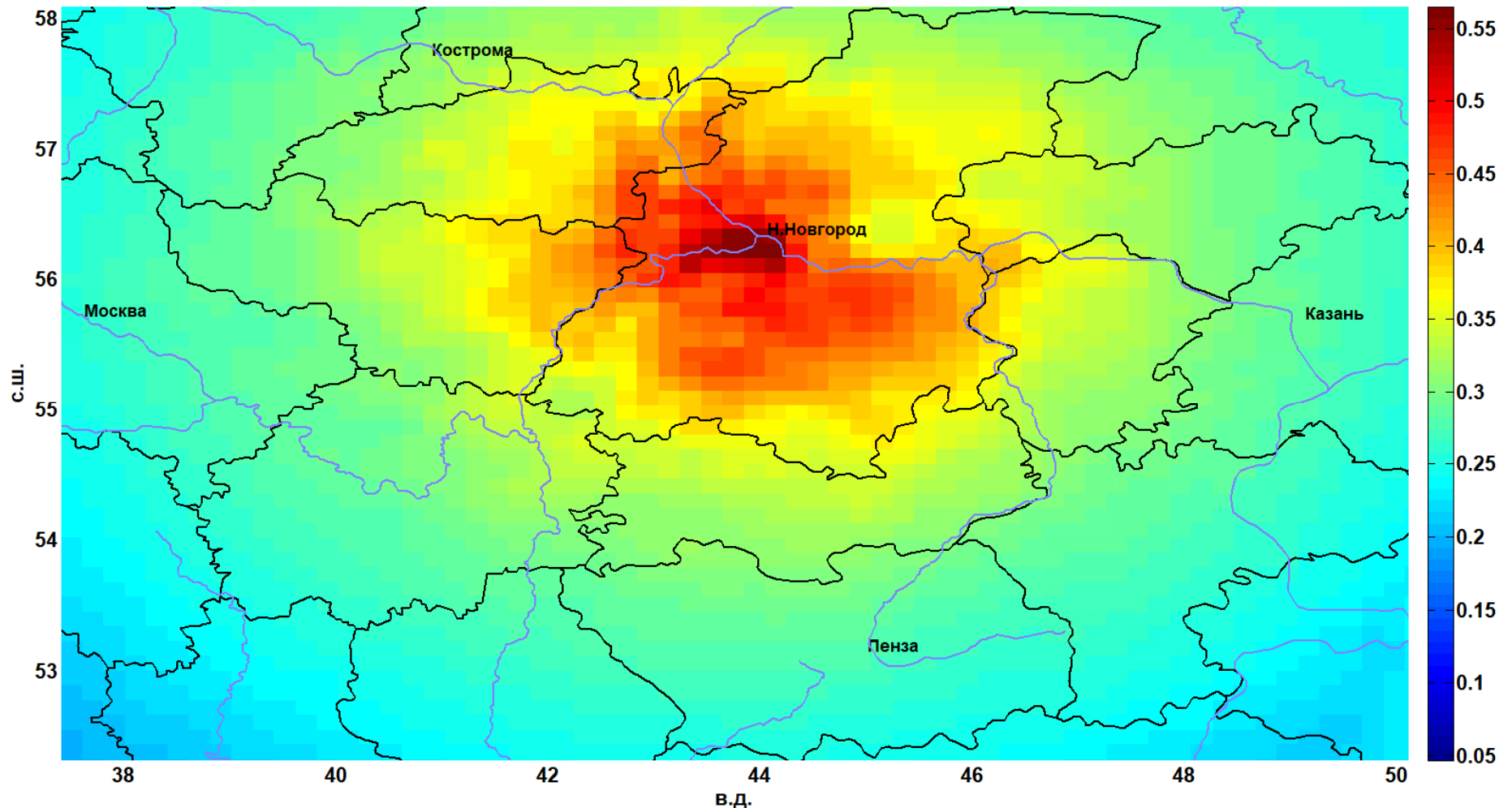
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ОБЪЕКТИВНОМ АНАЛИЗЕ

	Классический подход (2017)	Нейросетевой подход (2021)
Среднее и разброс	Климат	Нейронная сеть
Корреляционная модель	Однородная $K(\vec{x} - \vec{y})$	Расширенное пространство $K\left(\sqrt{ \vec{x} - \vec{y} ^2 + g(\vec{x}) - g(\vec{y}) ^2}\right)$, где g – нейронная сеть*

*Позволяет учесть при интерполяции дополнительную информацию, например, увеличить вес более далекой станции с тем же типом почвы и уменьшить более близкой, но с другим типом почвы

Корреляционные функции

Корреляция погрешности восстановления ЗПВ по данным ASCAT за 28 сентября 2021 г в т. станции 27561 с погрешностью восстановления ЗПВ в других точках



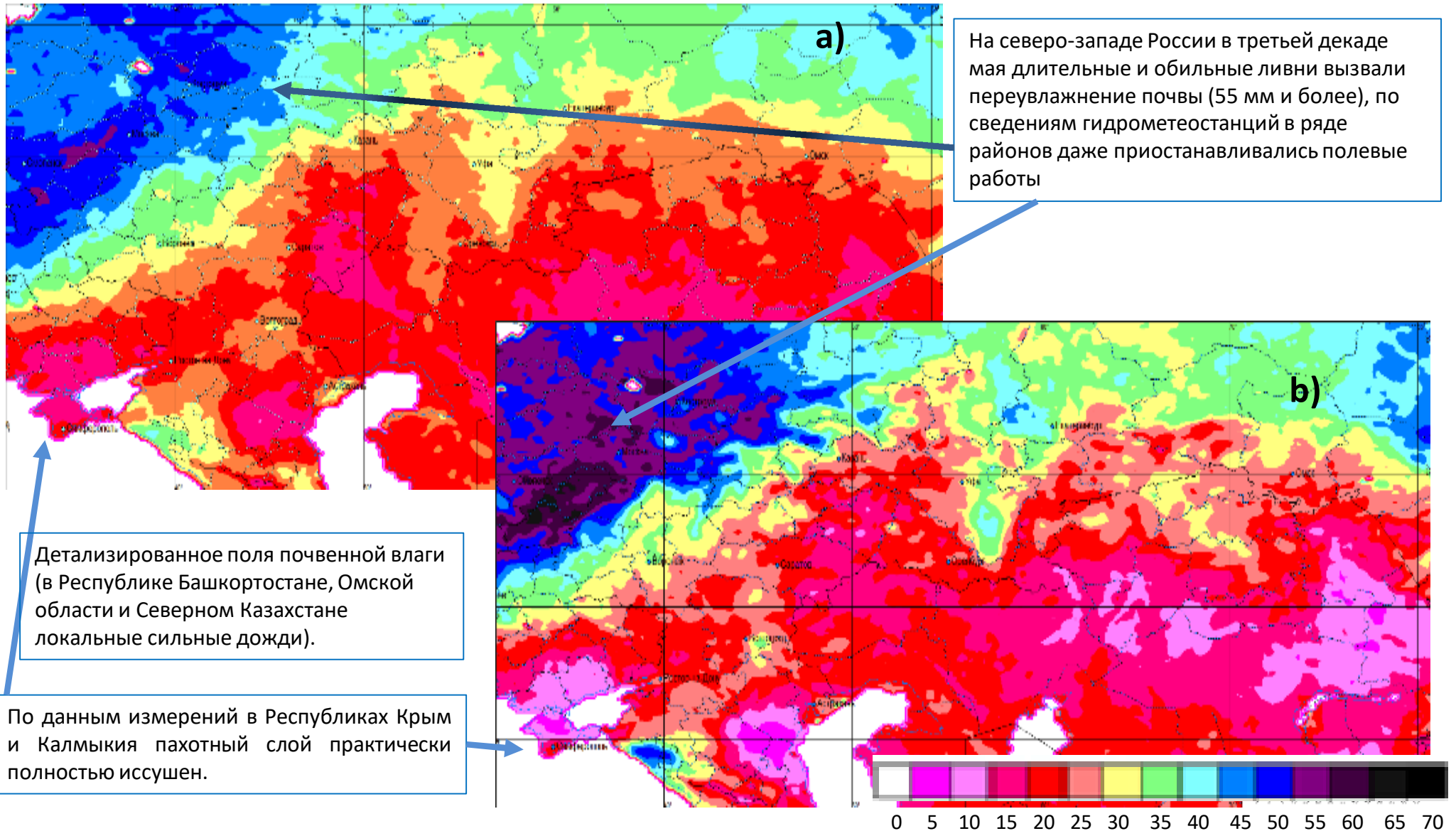
ОПЕРАТИВНЫЙ ОБЪЕКТИВНЫЙ АНАЛИЗ ВЛАЖНОСТИ ВЕРХНИХ СЛОЁВ ПОЧВЫ ПО ДАННЫМ МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИХ СТАНЦИЙ И ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ

Москва, ИКИ РАН, 15-19 ноября 2021

Пример совместного ОА влажности пахотного слоя почвы 28 мая 2021 г.

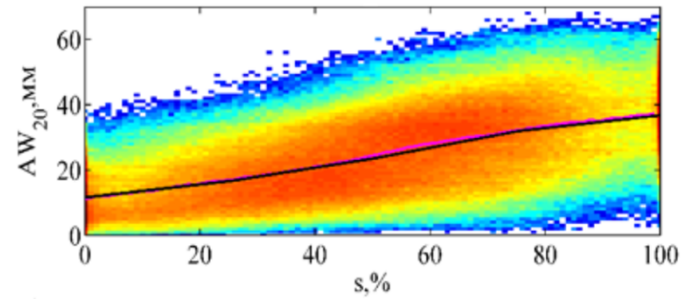
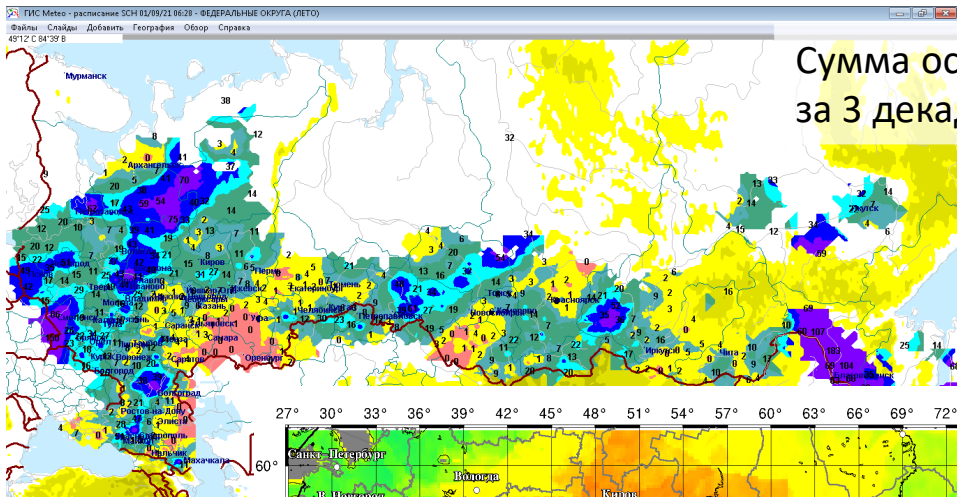
а) по технологии с использованием однородной КФ и кусочно-линейной $\psi_m(s(t, \vec{x}))$,

б) по технологии с использованием нейронных сетей.

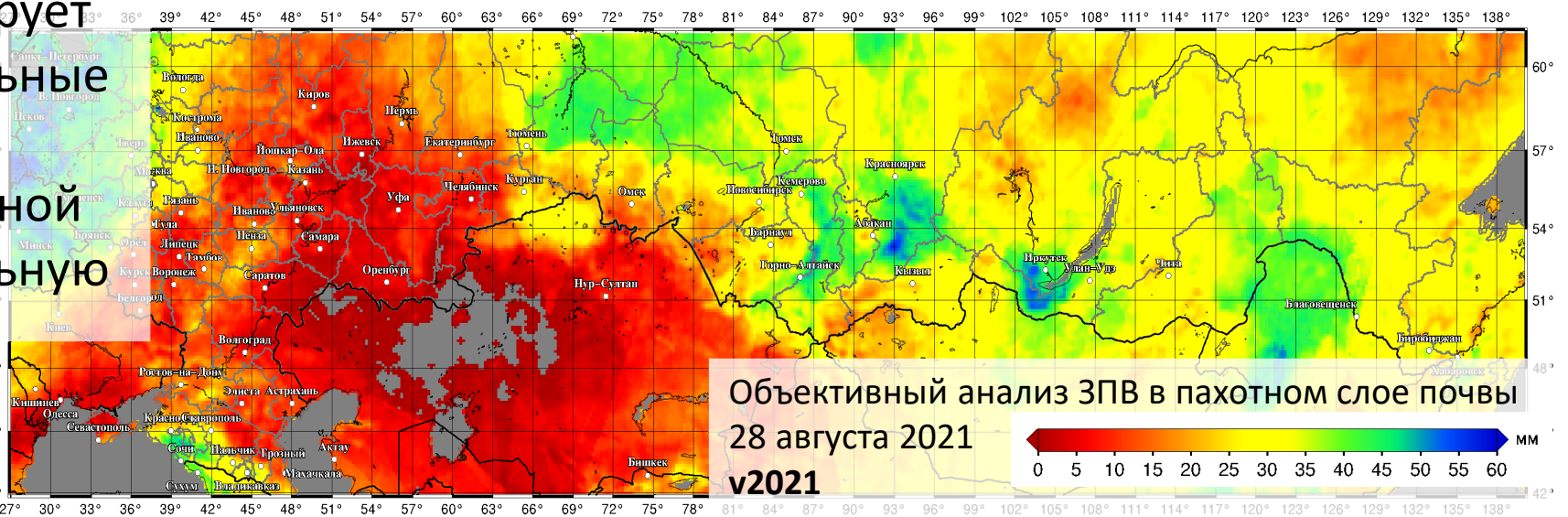
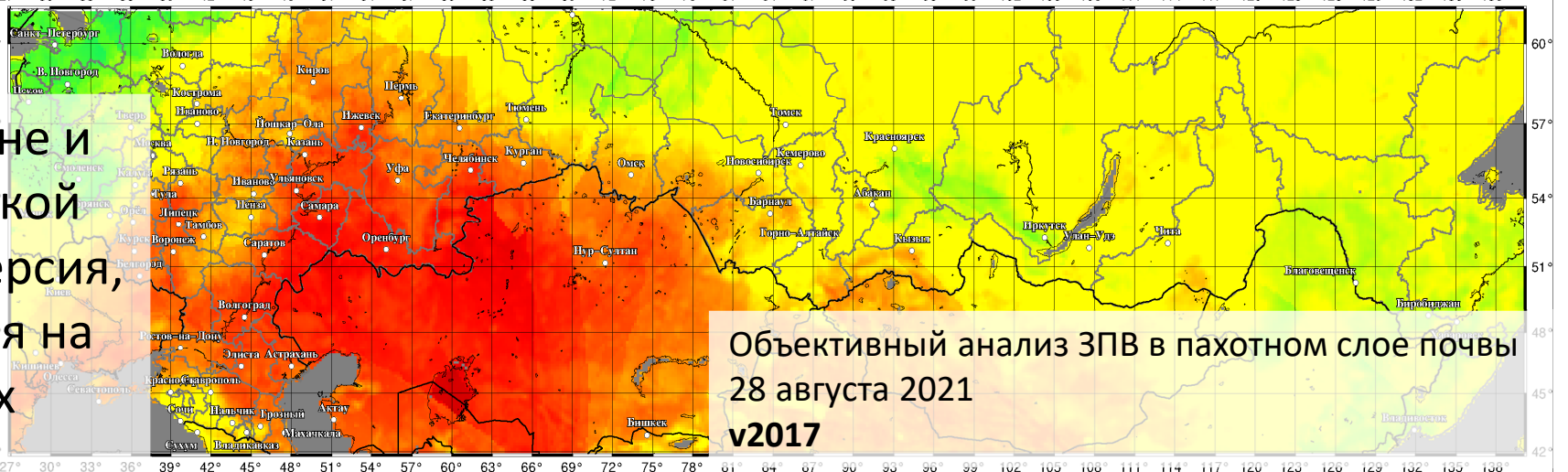


ОПЕРАТИВНЫЙ ОБЪЕКТИВНЫЙ АНАЛИЗ ВЛАЖНОСТИ ВЕРХНИХ СЛОЁВ ПОЧВЫ ПО ДАННЫМ МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИХ СТАНЦИЙ И ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ

Москва, ИКИ РАН, 15-19 ноября 2021



В Казахстане и Оренбургской области версия, основанная на нейронных сетях, диагностирует отрицательные запасы продуктивной влаги (сильную засуху)



Сравнение средней абсолютной ошибки (САО, мм) двух версий (v2017 и v2021) анализа ЗПВ в слоях 0-10 и 0-20 см для Европейской / Азиатской частей России

Дата	v2021 – 20 см	v2021 – 10 см	v2017 – 20 см	v2017 – 10 см
28.08.2021	7,26 / 8,78	3,74 / 4,56	8,48 / 10,19	4,49 / 5,37
18.08.2021	6,96 / 8,82	3,71 / 4,74	8,54 / 10,84	4,93 / 5,89
08.08.2021	7,23 / 8,61	3,72 / 4,34	8,72 / 9,46	4,73 / 5,11
28.07.2021	7,05 / 8,92	3,72 / 4,72	8,38 / 9,72	4,60 / 5,22
18.07.2021	8,07 / 8,98	4,31 / 4,87	8,21 / 10,17	4,49 / 5,65
08.07.2021	7,87 / 7,54	4,05 / 4,22	8,68 / 9,10	4,74 / 5,19

Погрешности анализа уменьшились на $17.4 \pm 7.2\%$

Выводы

- 1. Предложена основанная на нейронных сетях технология совместного анализа полей влажности почвы по данным измерений продуктивной влаги на метеорологических станциях и по данным ДЗЗ об относительной влажности почвы по измерениям скаттерометра ASCAT.**
- 2. Нейронные сети используются для пересчета данных ДЗЗ в значения продуктивной влаги, а также для оценки неоднородностей полей влажности почвы.**
- 3. Использование нейронных сетей помогает увеличить детализацию полей анализа, уменьшает погрешности анализа на $17.4 \pm 7.2\%$, а также лучше воспроизводить экстремально низкие и экстремально высокие значения влажности.**

Филипп Леонидович Быков
(ФГБУ «Гидрометцентр России», отдел анализа и усвоения данных,
bphilipp@inbox.ru),

Евгений Валерьевич Василенко
(12 отдел НИЦ «Планета», wittmann20@mail.ru),

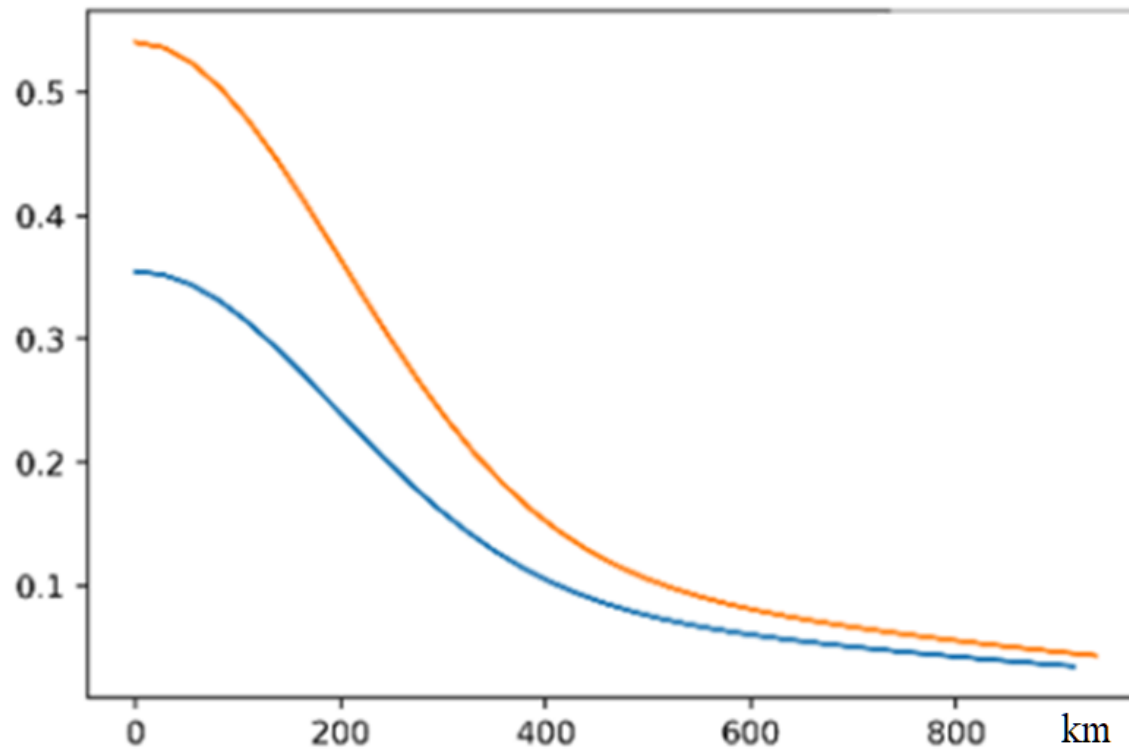
Владимир Александрович Гордин
(НИУ Высшая школа экономики, ФГБУ «Гидрометцентр России», отдел
анализа и усвоения данных, vagordin@mail.ru),

Лидия Львовна Тарасова
(ФГБУ «Гидрометцентр России», отдел агрометеорологических прогнозов,
lydia_tarasova@mail.ru)

**Ф.Л.Быков и В.А. Гордин были поддержаны грантом № 20-04-021 в рамках Программы «Научный фонд
Национального исследовательского университета „Высшая школа экономики“ (НИУ ВШЭ)» в 2020 — 2021
гг. и в рамках государственной поддержки ведущих университетов Российской Федерации «5-100»**

**ОПЕРАТИВНЫЙ ОБЪЕКТ: ГИДРОМЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ВЛАЖНОСТИ ВЕРХНИХ СЛОЕВ ТРОПОСФЕРЫ ПО ДАННЫМ РАСЧЕТОВ ОБЪЕКТОВ СПИД-МОДЕЛИ И
ДИСТАНЦИОННОГО МОНИТОРИНГА ЗЕМЛИ НА ОСНОВЕ ИНТЕРСЕРВИСНЫХ ДАННЫХ**
Москва, ИКИ РАН, 15.11.2021

Корреляционные функции



В расширенном пространстве (расстояние в $S^2 \times R^2$)

В предположении однородности и изотропности (расстояние в физическом пр-ве)

Отображение в **расширенное пространство** объясняет большую часть дисперсии интерполируемого поля: $K(0)$ значительно больше. Значит, мы можем воспроизвести более детализированное поле

Нейронные сети

Двухслойный персептрон с 24 нейронами и ReLU активацией

Градиентный спуск AdamW + amsgrad

147 минибатчей по 2 декады

15 эпох

Скорость обучения $0.003/(1+epoch)$

Кол-во влияющих станций: при обучении = 8, при
применении = 16