Современные нейросетевые модели прогноза погоды: преимущества, ограничения, развитие

Борисов Данил Владимирович, к.г.н., м.н.с., ФГБУ ”Гидрометцентр России”

lbj23.98@mail.ru

27 октября 2026, Москва

Содержание

1 Формулировка нейросетевой модели прогноза погоды

2 Классификация применений

3 Преимущества и ограничения нейросетевых моделей

4 Среднесрочные модели

5 Субсезонные и климатические модели

6 Предобученные и гибридные модели

7 Разработки моделей машинного обучения в Гидрометцентре России

8 Резюме

Нейросетевые модели в задачах прогнозирования погоды: формулировка

$$\hat{X}_{t+1} = f_\theta(X_t)$$

$$f_\theta \approx p(X_{t+1}|X_t)$$

X_t: состояние атмосферы в момент t

f_θ: нейронная сеть (параметрическая функция)

θ: параметры нейронной сети

Прогноз = авторегрессионная развертка f_θ :

$$\hat{X}_{t+n} = f_\theta^n(X_t) = \underbrace{f_\theta(f_\theta(\cdots f_\theta}_{n \text{ шагов}}(X_t)\cdots))$$

Наукастинг: 3 20-минутных шага

Среднесрочный прогноз: 60 6-ти часовых шагов

Долгосрочный прогноз: 30 суточных шагов

… для коррекции прогнозов:

$$\hat{X}_{corr} = f_\theta(X_{\text{численная модель}})$$

$$f_\theta \approx p\left(X_{\substack{\text{измерения/}\\\text{реанализ}}} \middle| X_{\text{численная модель}}\right)$$

… для даунскейлинга:

$$\hat{X}_{0.1^\circ} = f_\theta(X_{0.25^\circ})$$

$$f_\theta \approx p(X_{0.1^\circ} \mid X_{0.25^\circ}, \text{топография})$$

… для ответов на вопросы:

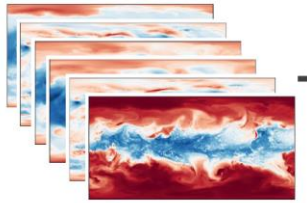
$$\text{token}_{t+n} = f_\theta^n(\text{prompt})$$
$$= f_\theta(f_\theta(\cdots f_\theta(\text{prompt})\cdots))$$

$$f_\theta \approx p(\text{token}_{t+1} \mid \text{token}_t, \text{token}_{t-1}, \ldots)$$

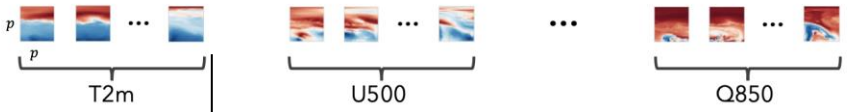
f_θ = ChatGPT

Нейросетевая модель как вычислительный граф

X_t: ERA5



“нарезаем” поля на патчи:



$$z_i = p_i W_e + b_e, \quad \theta_{emb} = \{W_e, b_e\}$$

$$Q = zW_Q, K = zW_K, V = zW_V,$$

$$Att(z) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right) V W_O, \quad \theta_{att} = \{W_Q, W_K, W_V, W_O\}$$

+ LayerNorm + Residual

$$FFN(z) = \sigma(zW_1 + b_1) W_2 + b_2, \quad \theta_{ffn} = \{W_1, b_1, W_2, b_2\}$$

...

$$\hat{X}_{t+1} = z W_{head} + b_{head}, \quad \theta_{head} = \{W_{head}, b_{head}\}$$

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |\hat{X}_{t+1} - X_{t+1}|^2$$

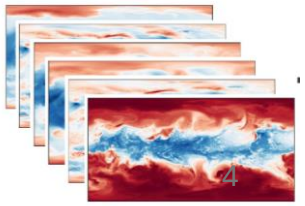
$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_{head}}$ $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_{ffn}}$ $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_{att}}$ $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_{emb}}$

$$\theta \leftarrow \theta - \alpha \cdot \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta}$$

Итеративно до состояния:

$$\theta^* \approx \underset{\theta}{\text{argmin}}\, \mathcal{L}(f_\theta(X_t), X_{t+1})$$

X_{t+1}: ERA5



W: матрицы (линейные преобразования)
b: вектора смещений
σ: нелинейная функция активации

Специализации нейросетевых моделей

Наукастинг:
1. MetNet1/2/3 [Google]
2. NowCastNet [Tsinghua University]

Модели даунскейлинга:
1. CorrDiff [NVIDIA]
2. Sup3rWind [NREL]

Среднесрочные модели:
1. FourCastNet [NVIDIA]
2. Pangu-Weather [Huawei Cloud]
3. GraphCast [Google]
4. GenCast [Google]
5. FuXi [Fudan University]
6. FengWu [Shanghai AI Lab]
7. AIFS-Single/ENS [**оперативно в ECMWF**]
8. AIGFS [**оперативно в NOAA**]
9. WeatherNext Gen [**оперативно в Google**]
10. Stormer [UCLA]
11. Aurora [Microsoft]

Системы усвоения данных:
1. FengWu-4DVar [Shanghai AI Lab]
2. FuXi-DA [Fudan University]
3. GraphDOP / AI-DOP [ECMWF]
4. NVIDIA Earth-2 GDA

Бесшовные системы:
1. Earth-2 Platform [NVIDIA]
2. Aardvark Weather [Cambridge]

Субсезонные/климатические модели:
1. DUNE [Univ. of Maryland Baltimore]
2. FuXi-S2S [Fudan University]
3. FengWu-W2S [Shanghai AI Lab]
4. ACE2 [Ai2 + GFDL NOAA]
5. MARCHUK [AIRI Moscow]
6. LaDCast [University of Michigan]

Содержание

1 Формулировка нейросетевой модели прогноза погоды

2 Классификация применений

3 Преимущества и ограничения нейросетевых моделей

4 Среднесрочные модели

5 Субсезонные и климатические модели

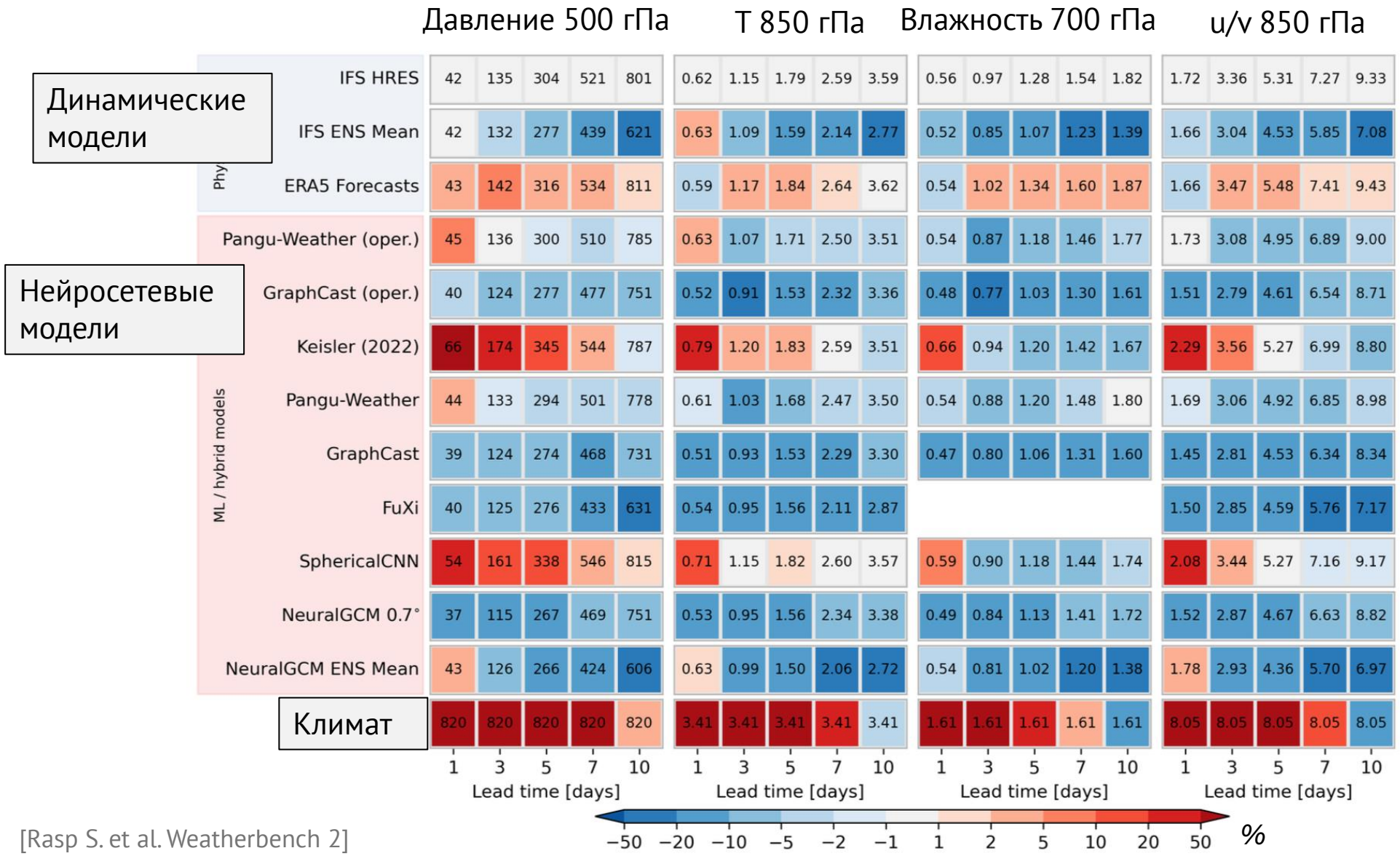
6 Предобученные и гибридные модели

7 Разработки моделей машинного обучения в Гидрометцентре России

8 Резюме

Глобально-осредненные оценки

Глобальное RMSE от ERA5, 2020 г. [Weather Bench 2]



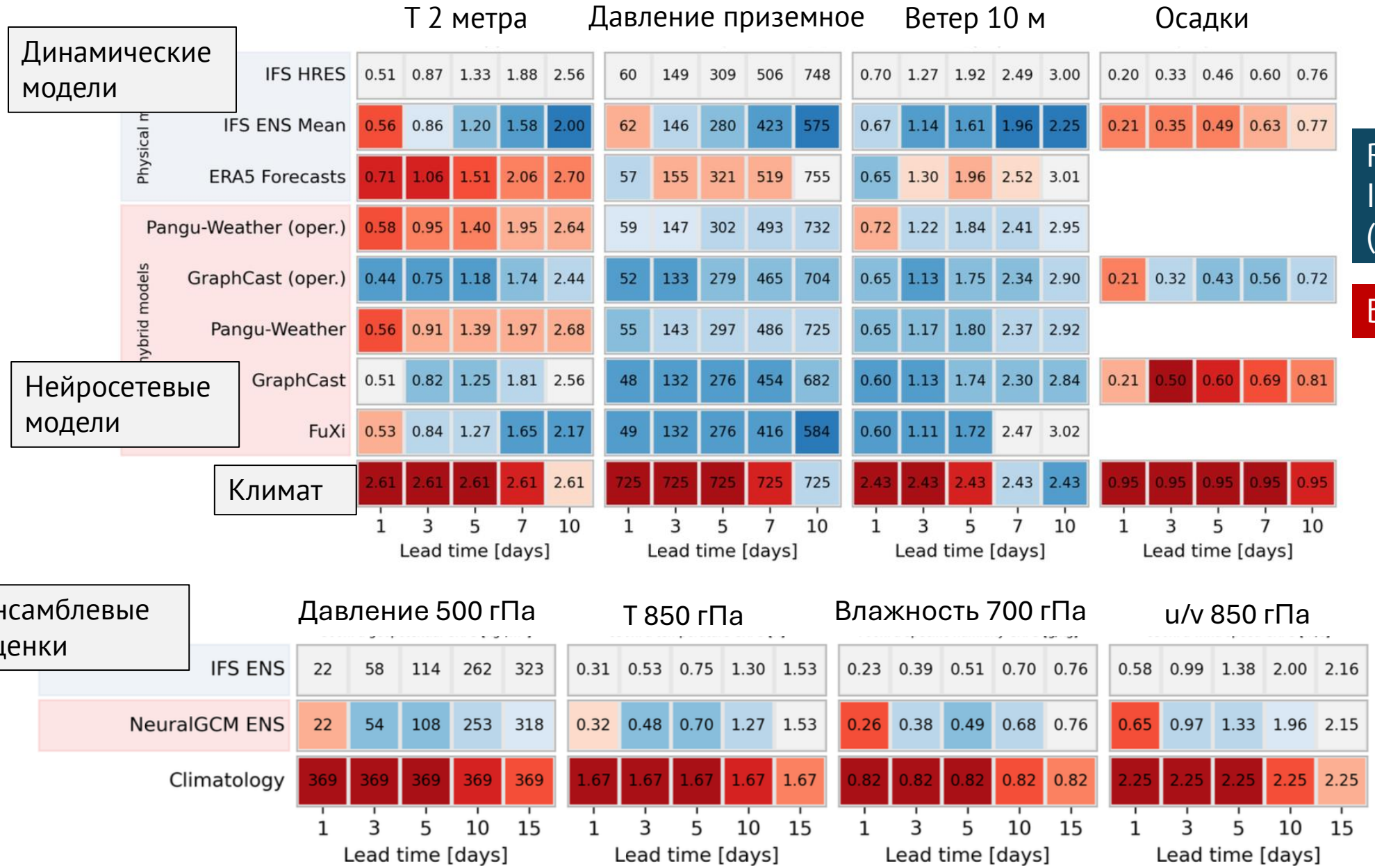
RMSE меньше, чем у IFS HRES (динамическая модель)

Больше

Заблаговременность [дней]

[Rasp S. et al. Weatherbench 2]

Глобально-осредненные оценки



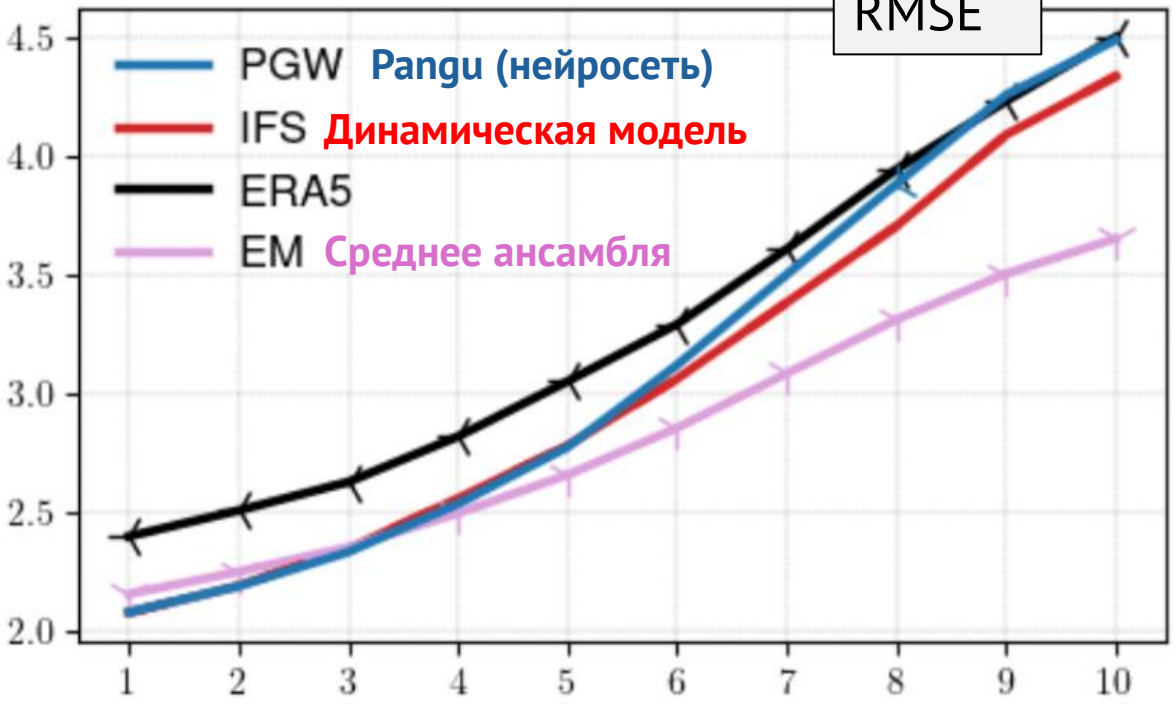
RMSE меньше, чем у IFS HRES (динамическая модель)

Больше

Оценки на наблюдениях

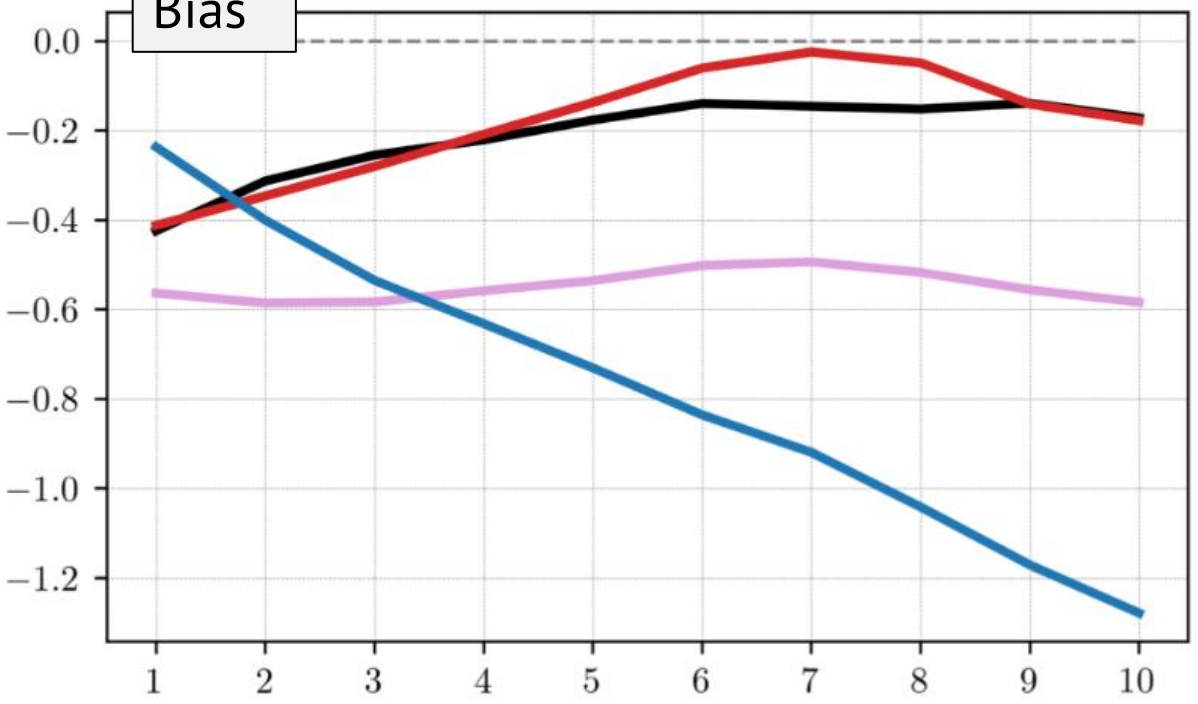
Сравнение с данными наблюдений в Европе, T2м, лето 2022 г.

RMSE



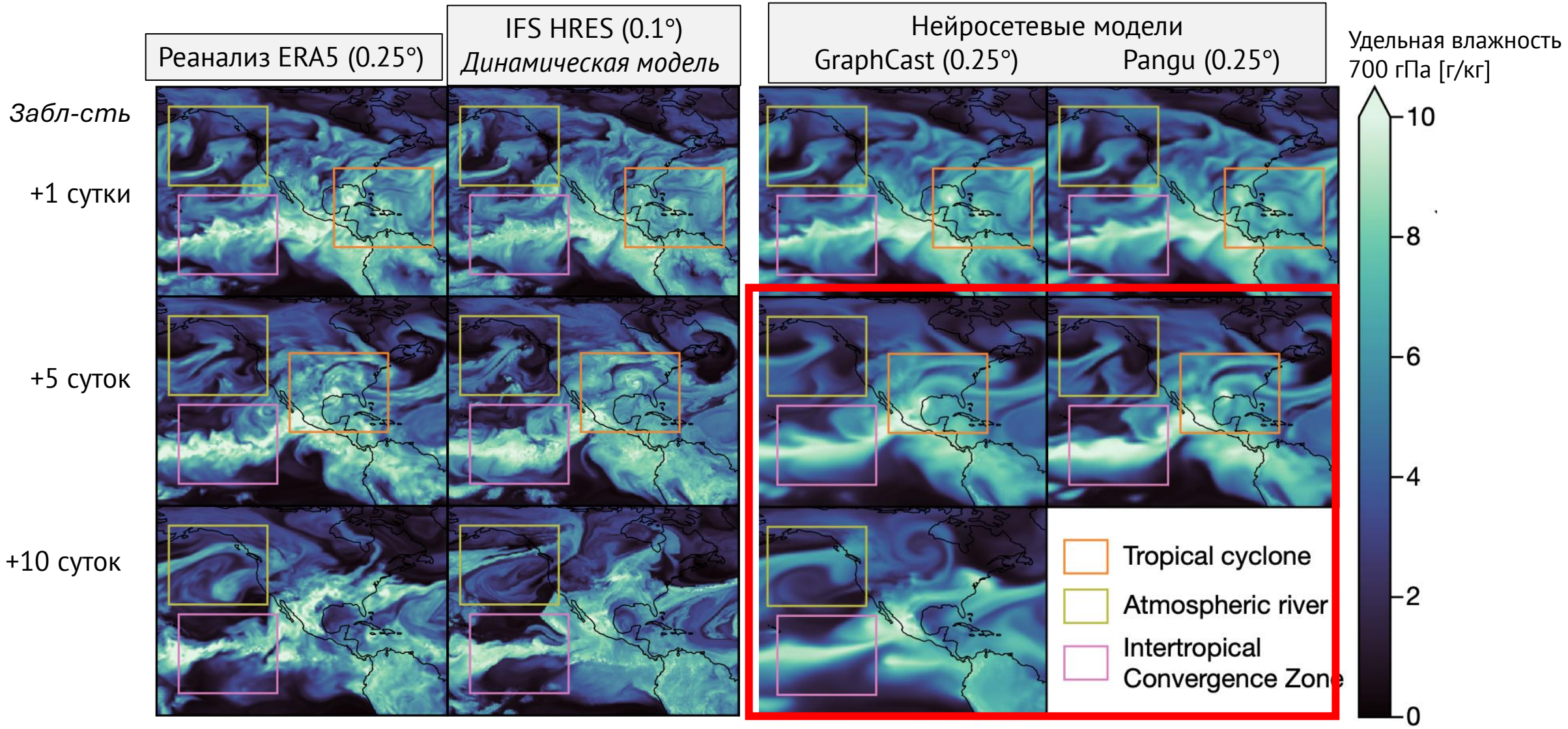
Заблаговременность [дней]

Bias



Ben Bouallègue Z. et al. The rise of data-driven weather forecasting: A first statistical assessment of machine learning–based weather forecasts in an operational-like context //Bulletin of the American Meteorological Society. – 2024. – Т. 105. – №. 6. – С. E864-E883.

Проблема сглаживания полей в нейросетевых моделях



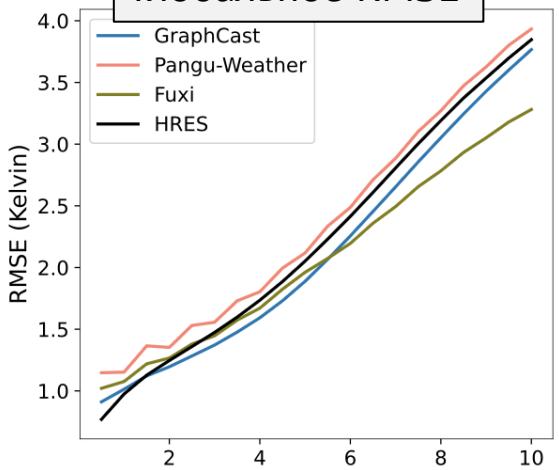
Потому что во время обучения минимизируем ***средне****квадратическую функцию:* $\theta^* \approx \underset{\theta}{\operatorname{argmin}}(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|f_\theta(\mathrm{X_t}) - \mathrm{X_{t+1}}|^2)$

ИИ модели "выгоднее" спрогнозировать сглаженную структуру, чем четкую, но пространственно смещенную

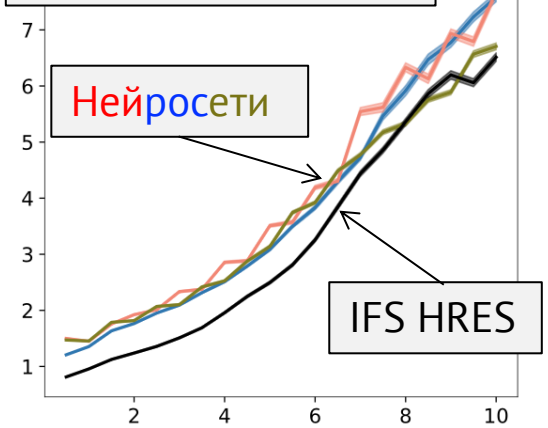
Нейросетевые модели недооценивают экстремальные явления

Всего в 2020 г. по ERA5:
162,751 теплых рекордов
32,991 холодных рекордов
53,345 рекордов скорости ветра

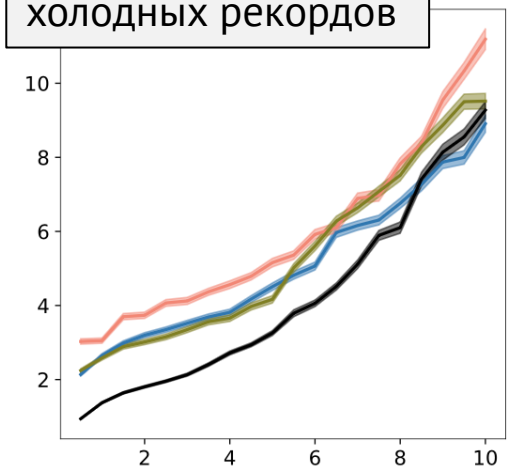
Глобальное RMSE



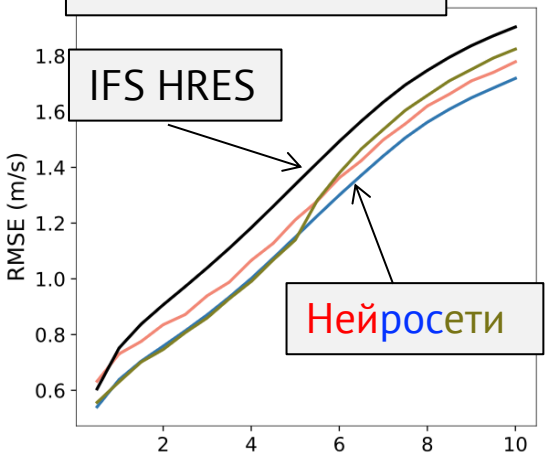
RMSE по выборке теплых рекордов



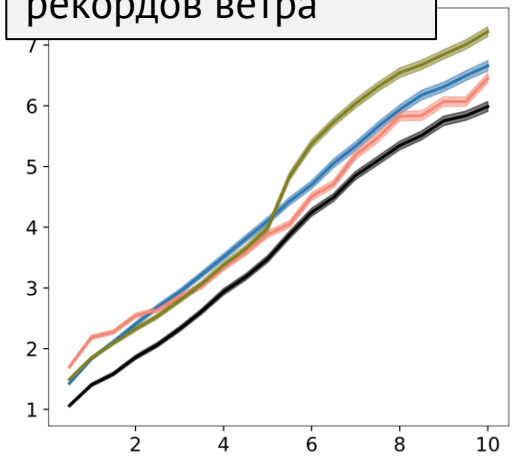
RMSE по выборке холодных рекордов



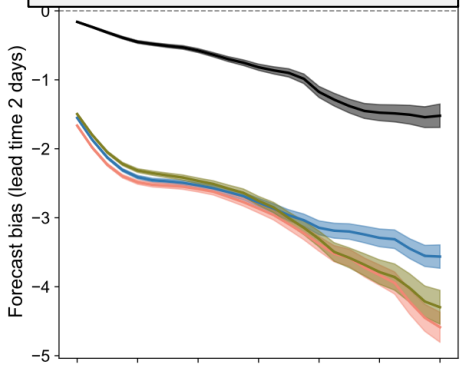
Глобальное RMSE



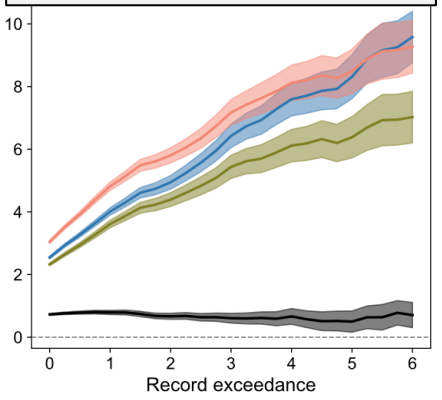
RMSE по выборке рекордов ветра



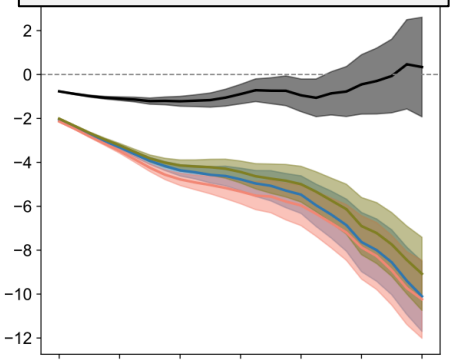
Bias по выборке теплых рекордов



Bias по выборке холодных рекордов



Bias по выборке рекордов ветра

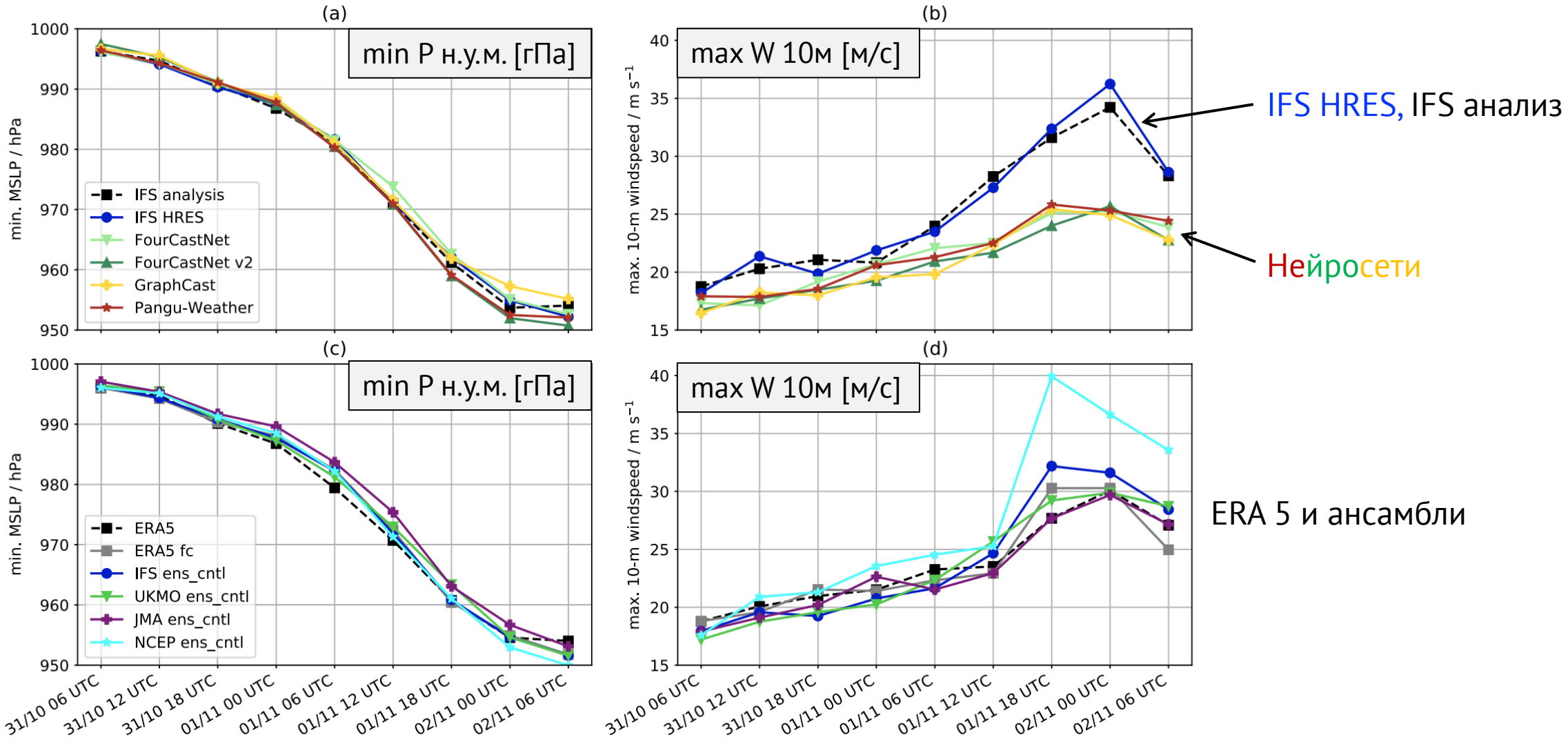


Потому что рекорды находятся в хвостах аппроксимируемого распределения: $f_\theta \approx p(X_t \mid X_{t+1})$

Zhongwei Zhang *et al.*, Physics-based models outperform AI weather forecasts of record-breaking extremes. *Sci. Adv.* 12, eaec1433 (2026). DOI:10.1126/sciadv.aec1433

Нейросетевые модели недооценивают экстремальные явления

Case study: Шторм Ciaran в начале ноября 2023 г.



IFS HRES, IFS анализ

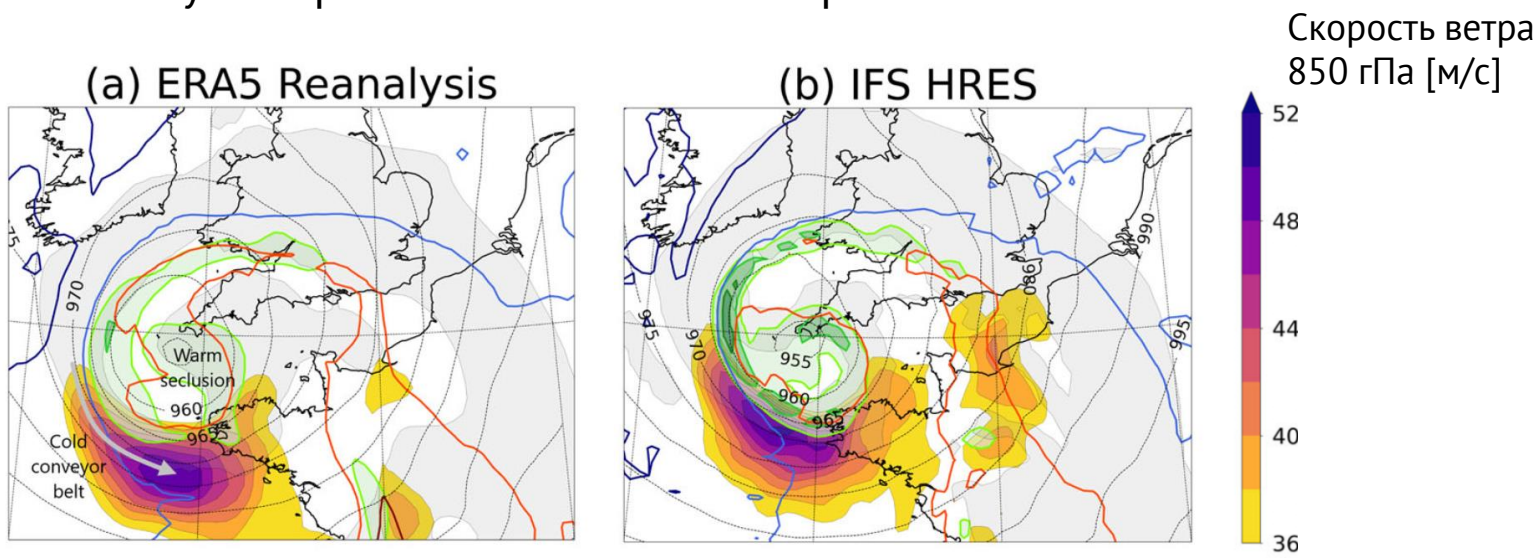
Нейросети

ERA 5 и ансамбли

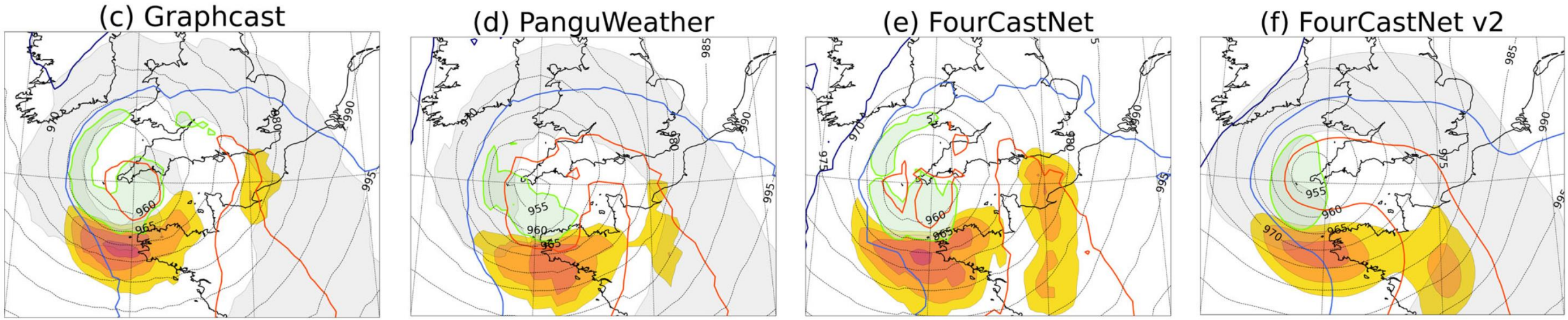
Charlton-Perez, A.J., Dacre, H.F., Driscoll, S. *et al.* Do AI models produce better weather forecasts than physics-based models? A quantitative evaluation case study of Storm Ciarán. *npj Clim Atmos Sci* **7**, 93 (2024). https://doi.org/10.1038/s41612-024-00638-w

Нейросетевые модели недооценивают экстремальные явления

Case study: Шторм Ciaran в начале ноября 2023 г.



Нейросети



Charlton-Perez, A.J., Dacre, H.F., Driscoll, S. *et al.* Do AI models produce better weather forecasts than physics-based models? A quantitative evaluation case study of Storm Ciarán. *npj Clim Atmos Sci* **7**, 93 (2024). https://doi.org/10.1038/s41612-024-00638-w

Нейросетевые модели недооценивают экстремальные явления

Оценки треков тропических циклонов

[Pangu]

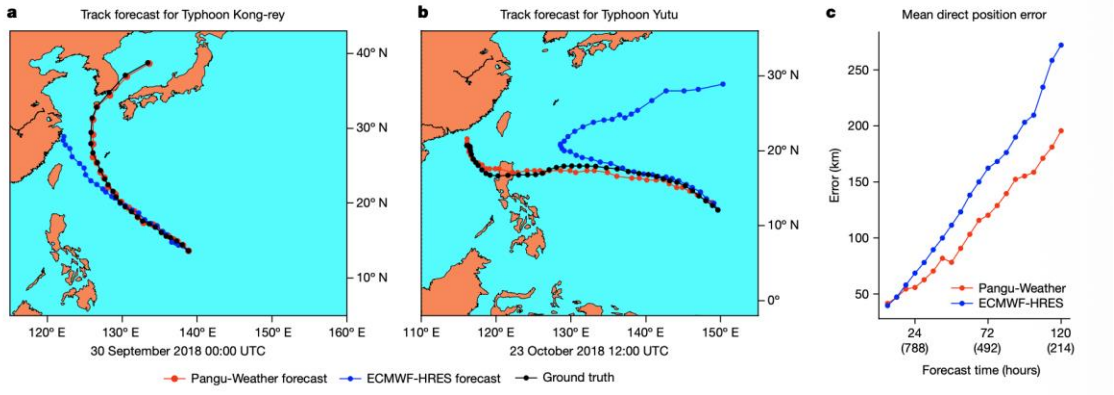
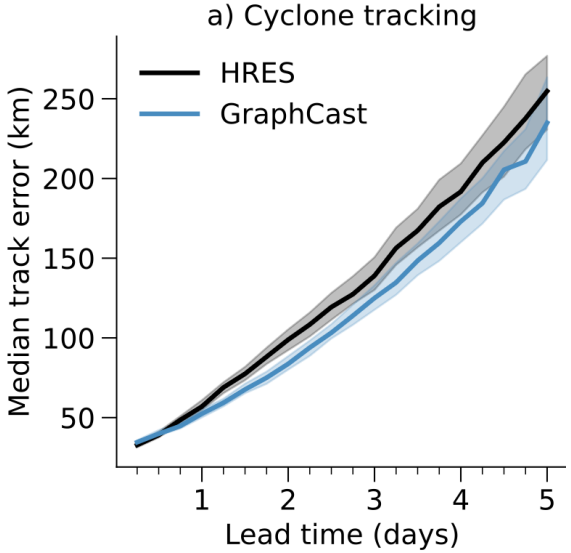


Fig. 4 **| Pangu-Weather is more accurate at early-stage cyclone tracking than ECMWF-HRES.**



[GraphCast]

[Aurora]

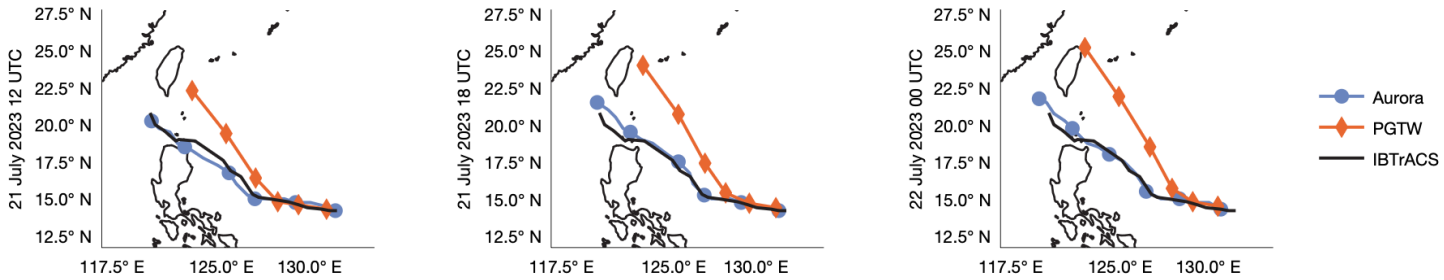
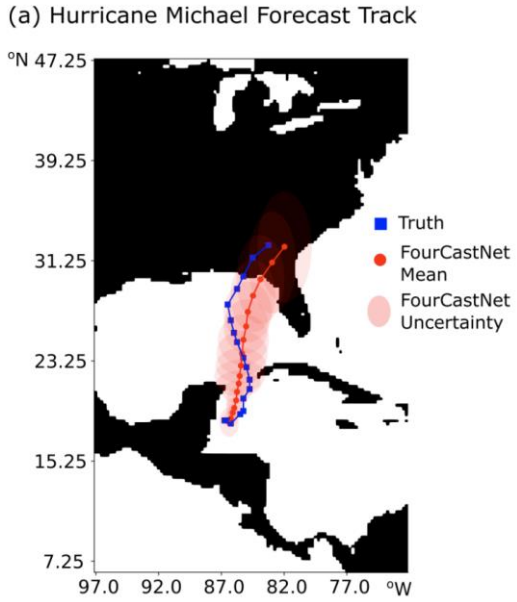


Fig. 4 | In an operational setting, **Aurora outperforms state-of-the-art tropical cyclone prediction systems** for several agencies and regions worldwide.

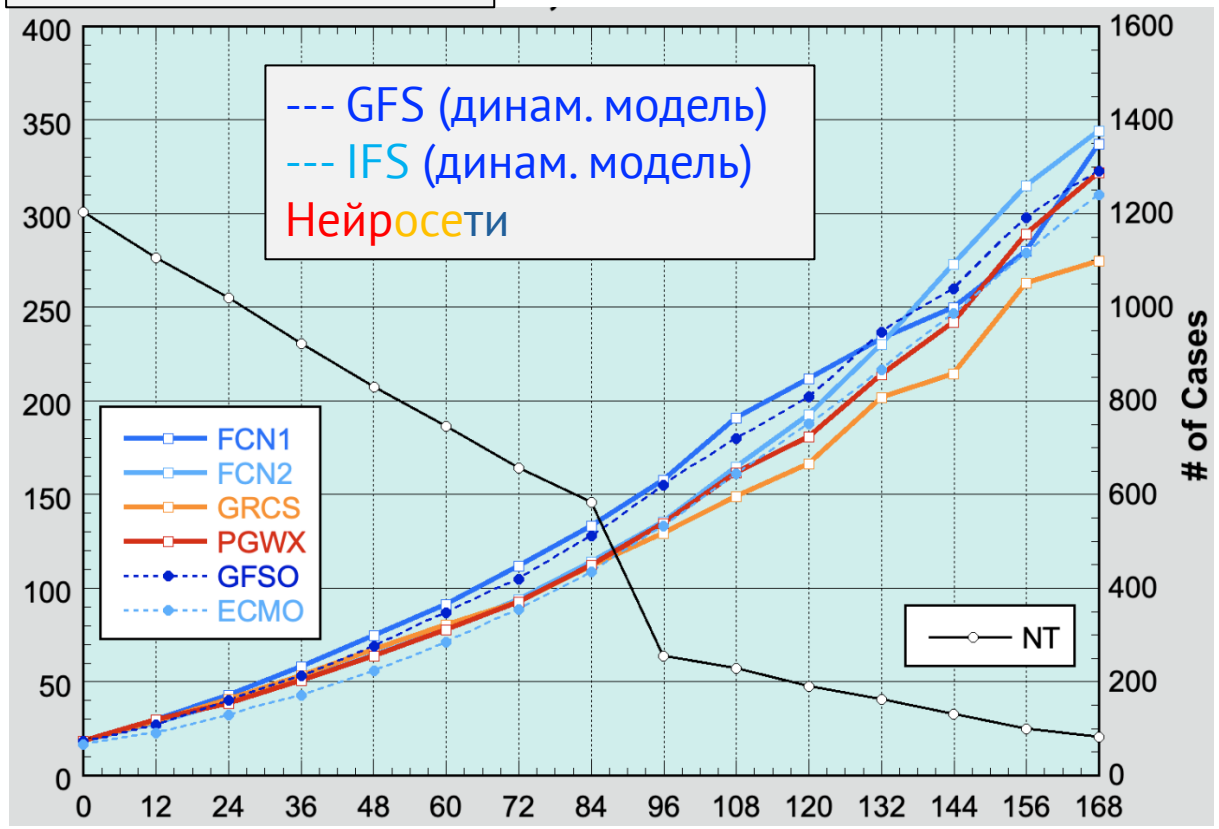


[FourCastNet]

Нейросетевые модели недооценивают экстремальные явления

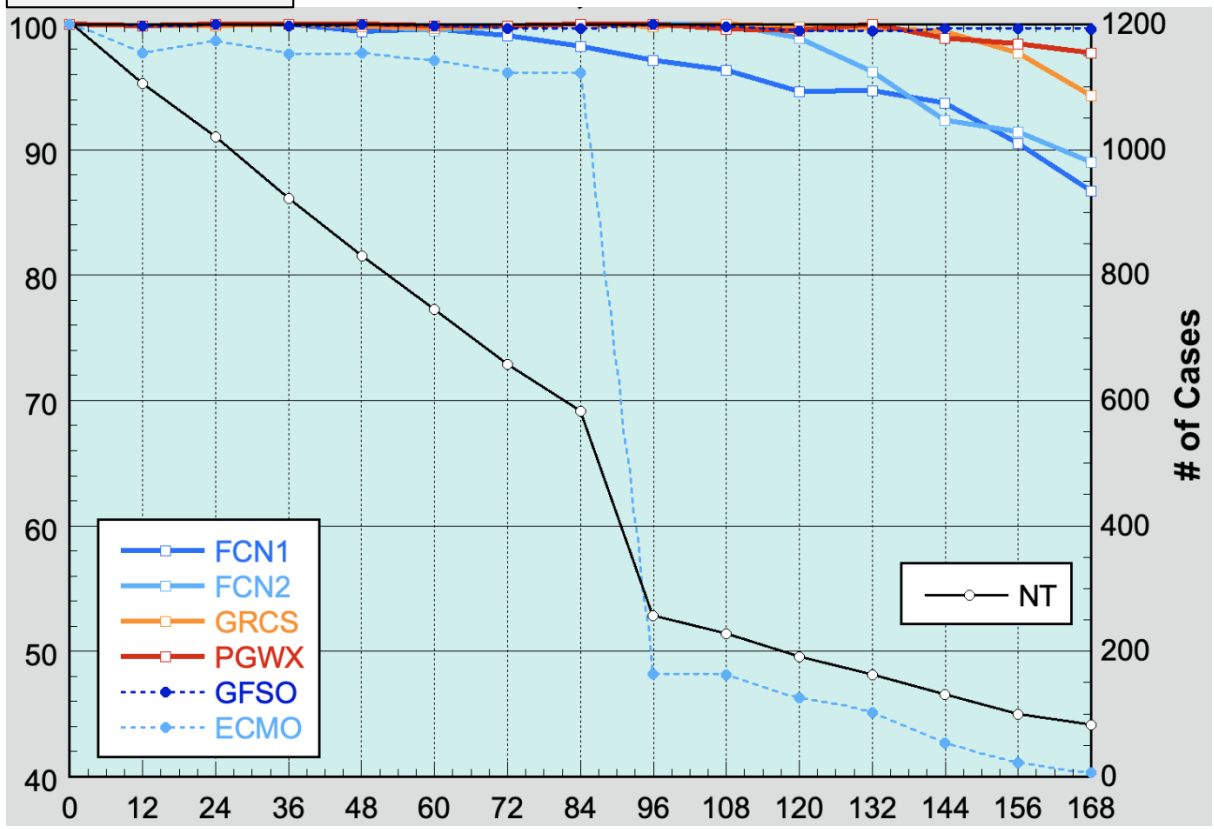
Анализ прогнозов тропических циклонов в северном полушарии в 2023 году [независимое исследование]

Ошибка трека [мили]



Заблаговременность [час]

% детекции



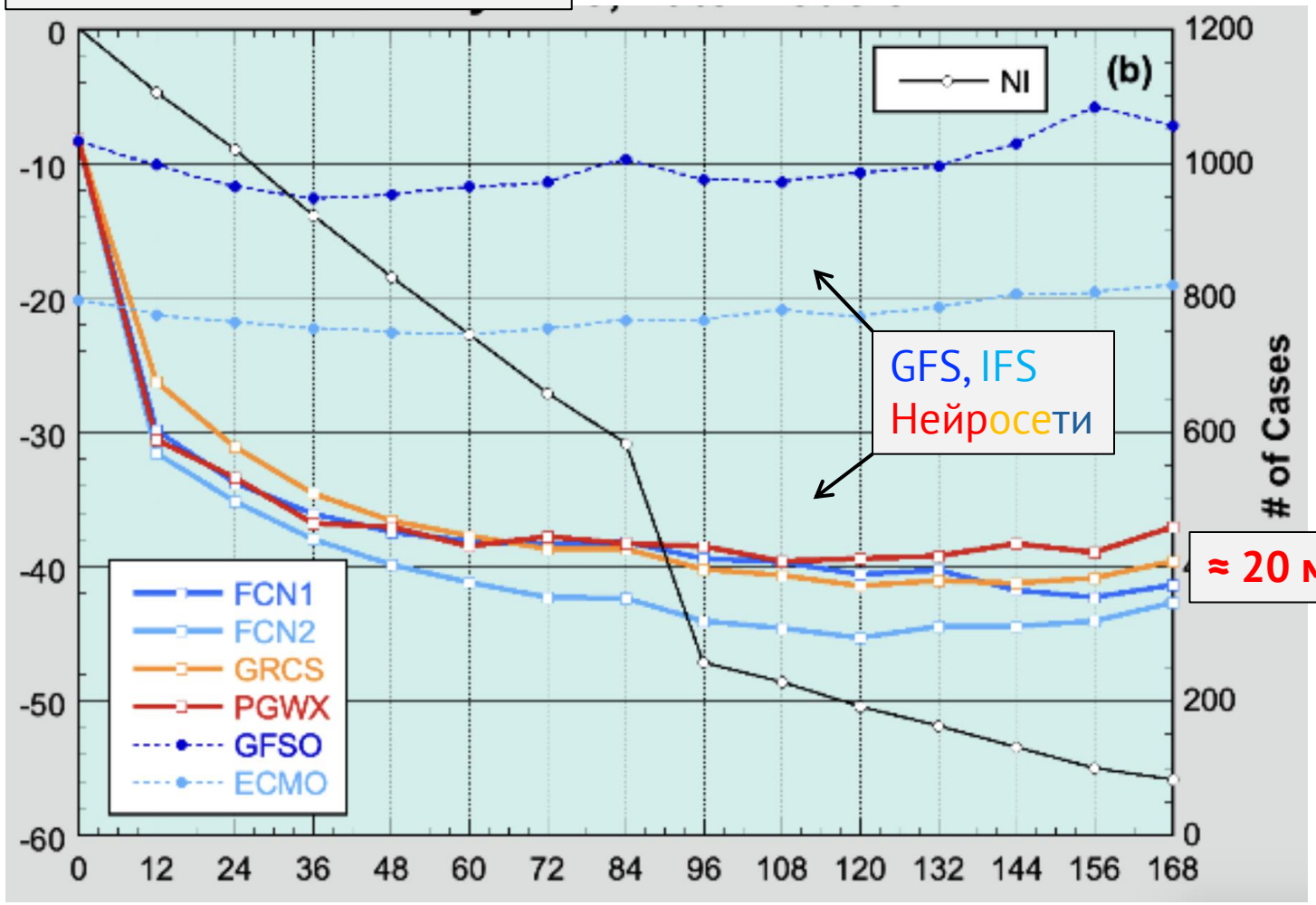
Заблаговременность [час]

DeMaria, M., et al. (2025). An Operations-Based Evaluation of Tropical Cyclone Track and Intensity Forecasts from Artificial Intelligence Weather Prediction Models. *Artificial Intelligence for the Earth Systems*. arXiv:2409.06735.

Нейросетевые модели недооценивают экстремальные явления

Анализ воспроизведения тропических циклонов в северном полушарии в 2023 году [независимое исследование]

Bias ветра в циклоне [узлы]

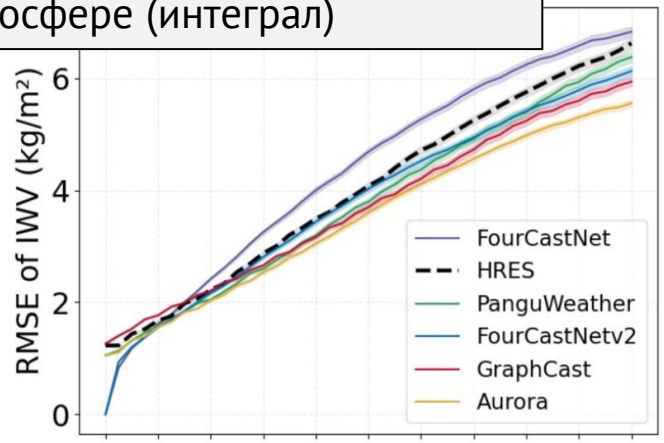


≈ 20 м/с

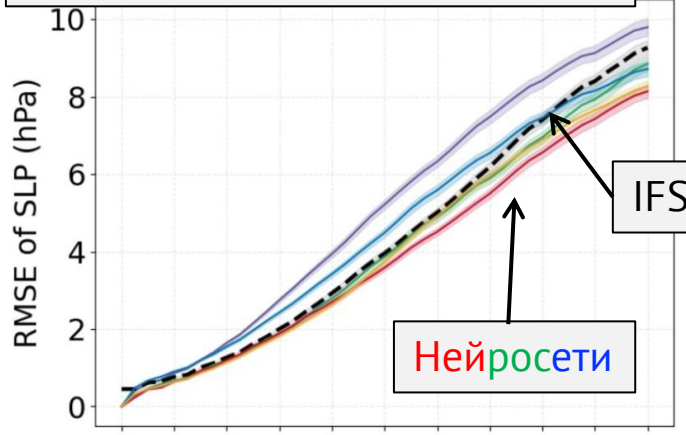
Нейросетевые модели недооценивают экстремальные явления

Анализ прогнозов атмосферных рек в 2023 году [независимое исследование]

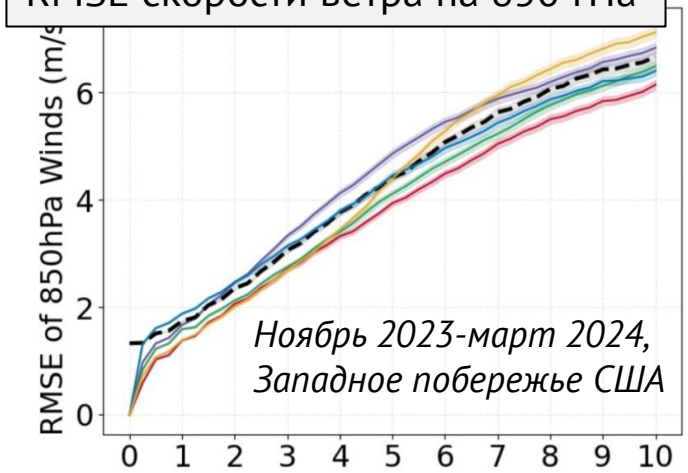
RMSE удельной влажности в атмосфере (интеграл)



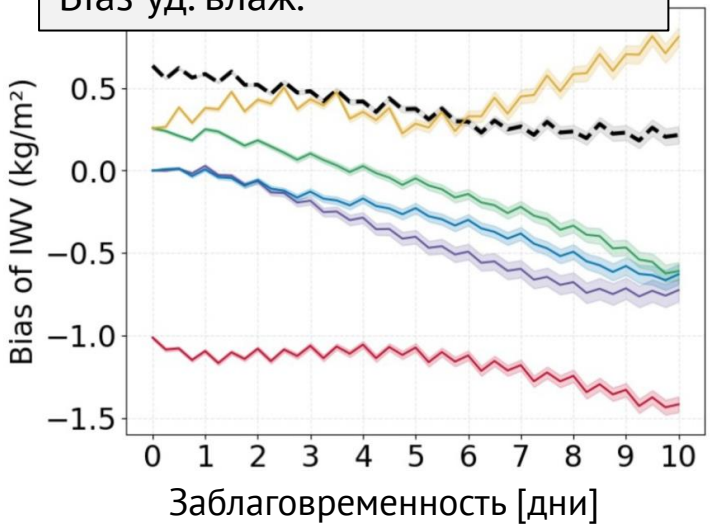
RMSE давления н.у.м.



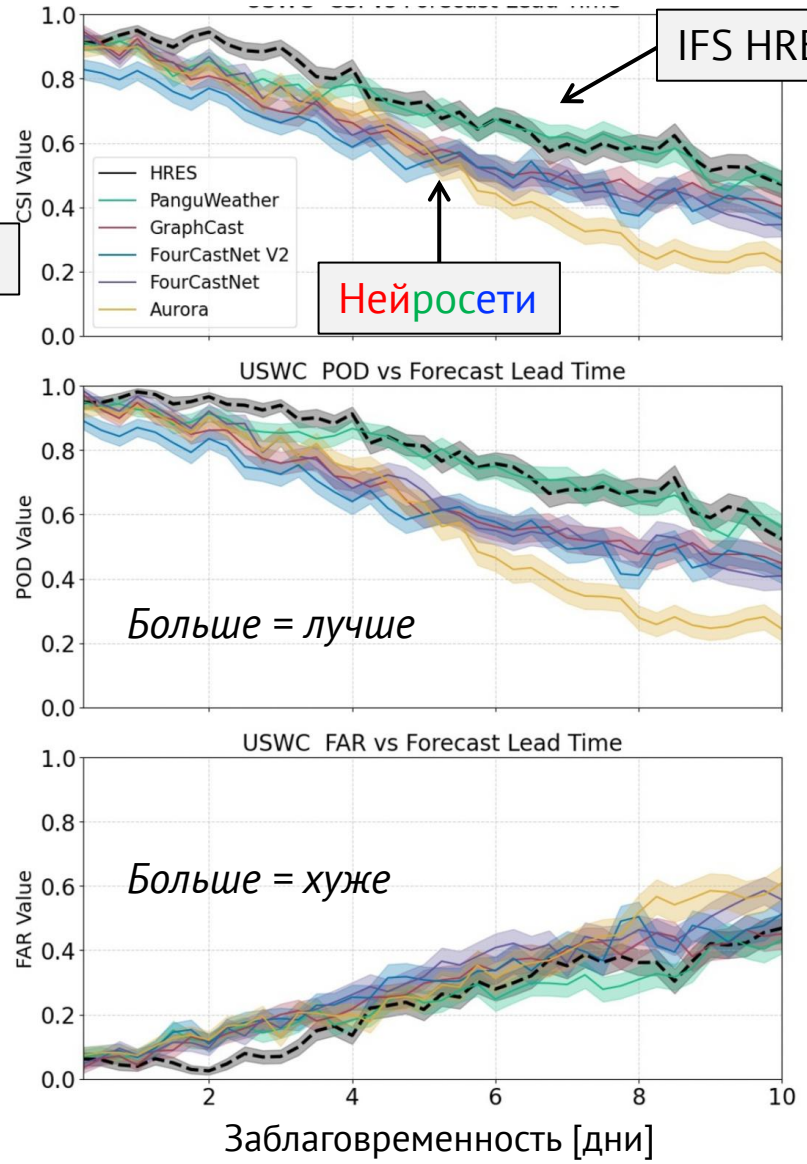
RMSE скорости ветра на 850 гПа



Bias уд. влаж.



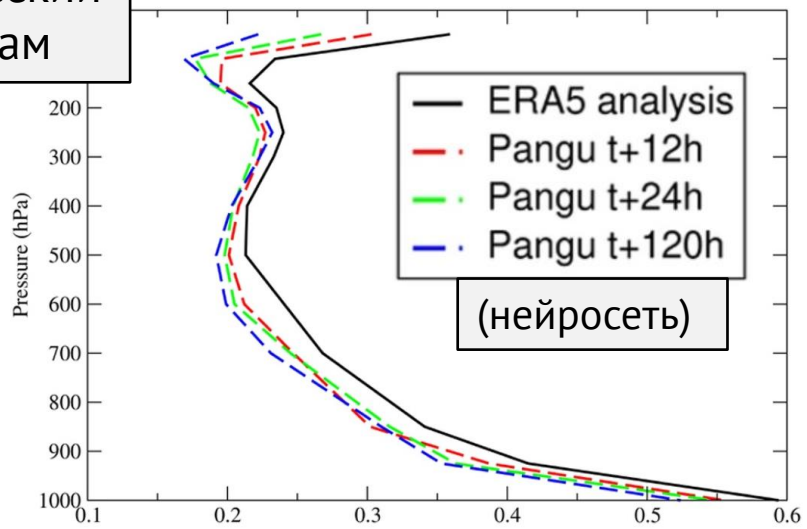
Метрики детекции атмосферных рек

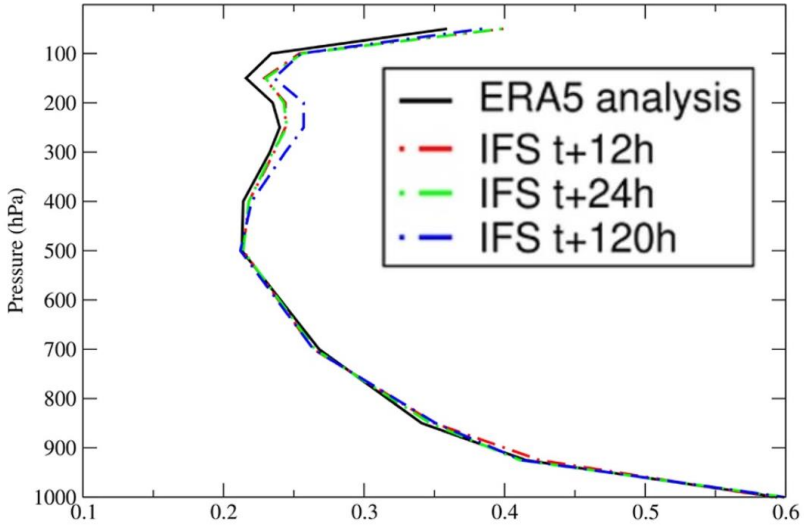


Davis,I.W. et. al.. Physics-based versus AI Weather prediction models: A comparative performance assessment of Atmospheric River prediction. Geophysical Research Letters, 53, e2025GL117609.

Физическая несогласованность в прогнозах нейросетевых моделей

а-/геострофический ветер по высотам

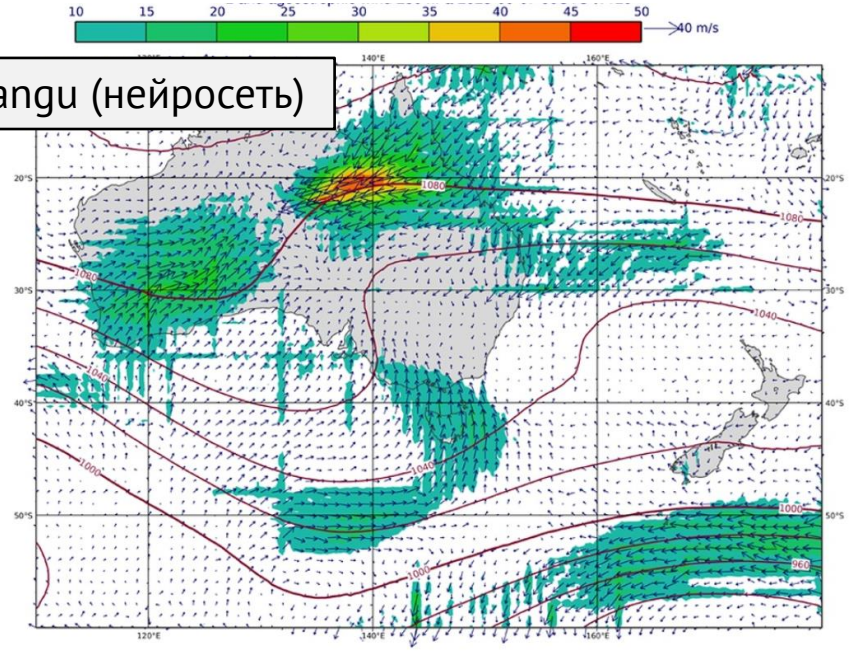




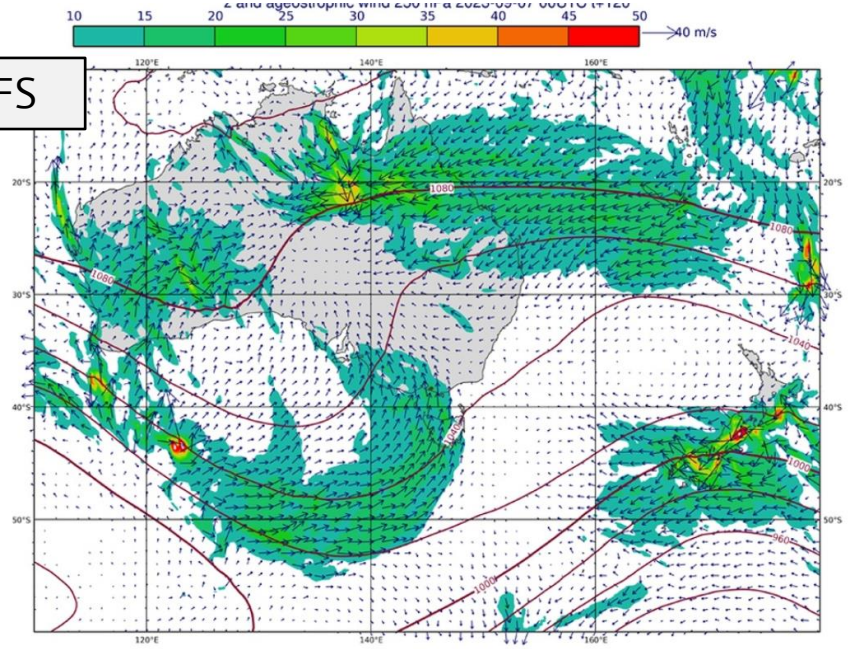
7-10 сент. 2023
Экстратропики (> 20°N,S)

Геопотенциал и агеострофический ветер 250 гПа
12 сент. 2023 00 ВСВ

Pangu (нейросеть)



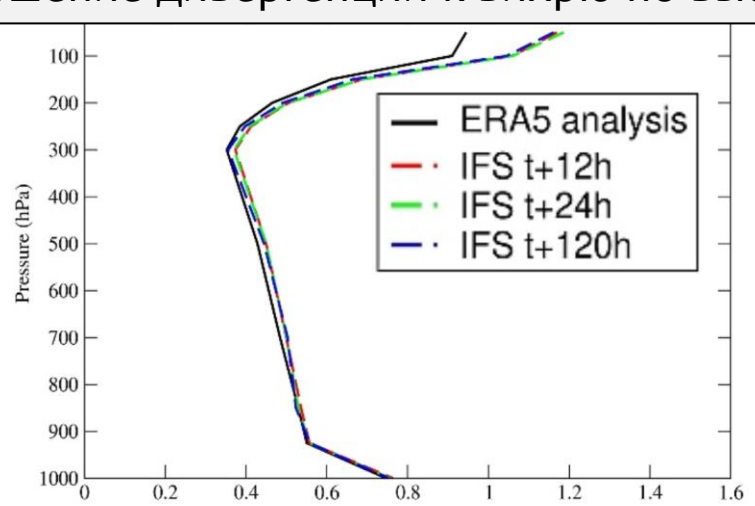
IFS

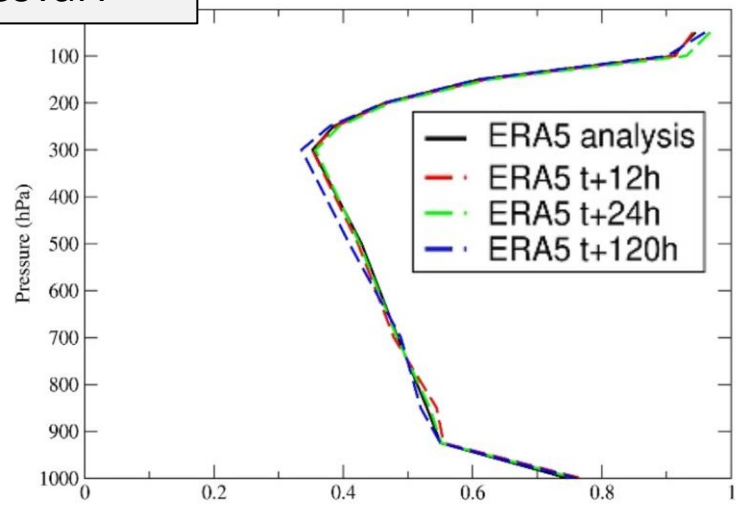


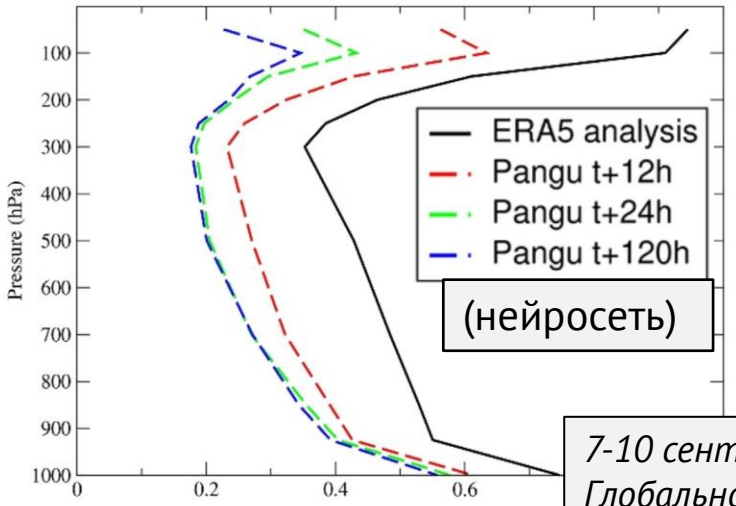
Bonavita, M. (2024). On some limitations of current machine learning weather prediction models. Geophysical Research Letters, 51, e2023GL107377.

Физическая несогласованность в прогнозах нейросетевых моделей

Отношение дивергенции к вихрю по высотам

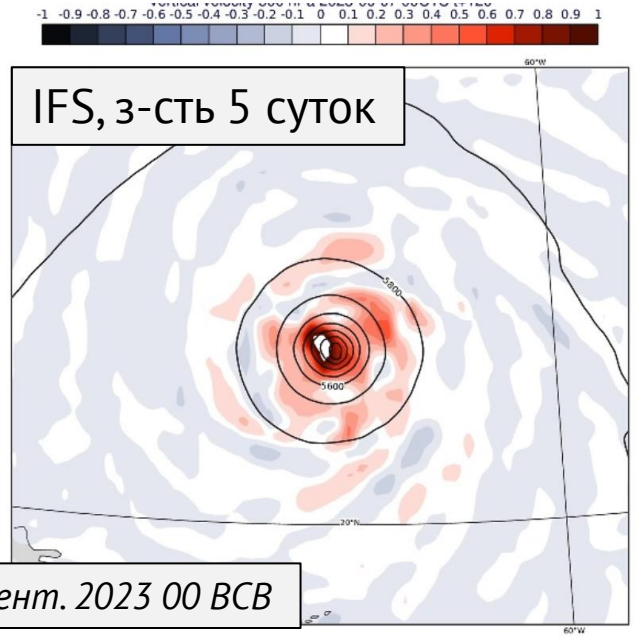


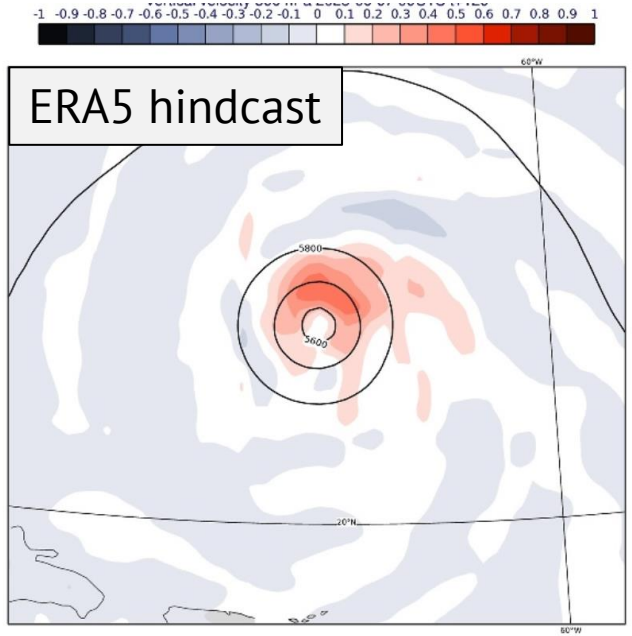


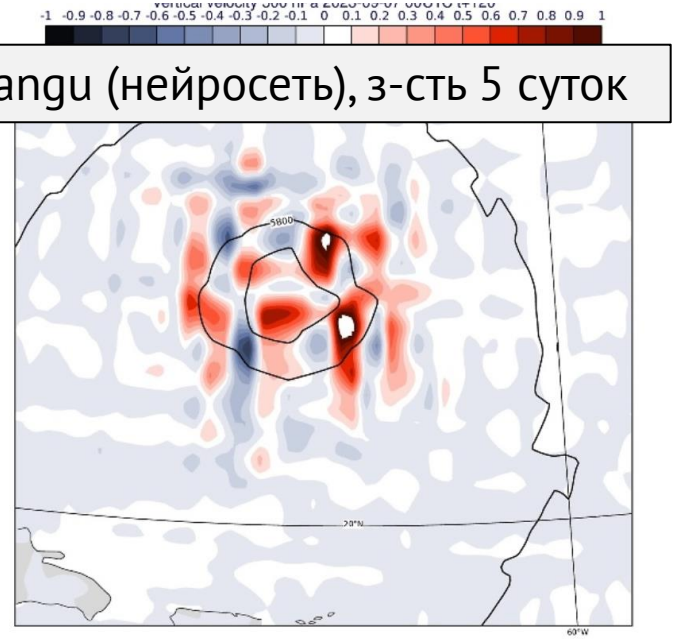


7-10 сент. 2023
Глобально

Вертикальная скорость [м/с] в урагане Lee (3 категории), 500 гПа







12 сент. 2023 00 ВСВ

Содержание

1 Формулировка нейросетевой модели прогноза погоды

2 Классификация применений

3 Преимущества и ограничения нейросетевых моделей

4 Среднесрочные модели

5 Субсезонные и климатические модели

6 Предобученные и гибридные модели

7 Разработки моделей машинного обучения в Гидрометцентре России

8 Резюме

Среднесрочные нейросетевые модели: переход от детерминированного моделирования к вероятностному

	ECMWF	Google DeepMind (+ NOAA)
Детерминированные функция потерь MSE → поля сглаживаются с ростом заблаговременности	**AIFS Single** — оперативно В ECMWF с февраля 2025 Лучше IFS на 12–24 ч (ACC) , сглаженные поля	**GraphCast** — оперативно В NOAA как AIGFS с декабря 2025 Лучше IFS-HRES по 90% метрик, сглаженные поля
Диффузионные резкие поля, но десятки вызовов сети на шаг	**AIFS (диффузия)** — эксперимент 2024	**GenCast** — WeatherNext Gen Лучше IFS-ENS по 97% метрик; 39 вызовов сети на шаг
Вероятностные (CRPS) резкие поля, 1 вызов сети на шаг	**AIFS-CRPS → AIFS ENS** — оперативно В ECMWF с июля 2025 · v2 с мая 2026 Лучше IFS ENS на 5–20% (верхние уровни)	**FGN** — 2025 · WeatherNext 2 Лучше GenCast по 99,9% метрик, в 8 раз быстрее

Общее решение: функция потерь CRPS + шум внутри сети

Шум вносится через условную нормализацию слоёв → члены ансамбля резкие, сглаживание уходит в среднее по ансамблю

AIFS Single [ECMWF]

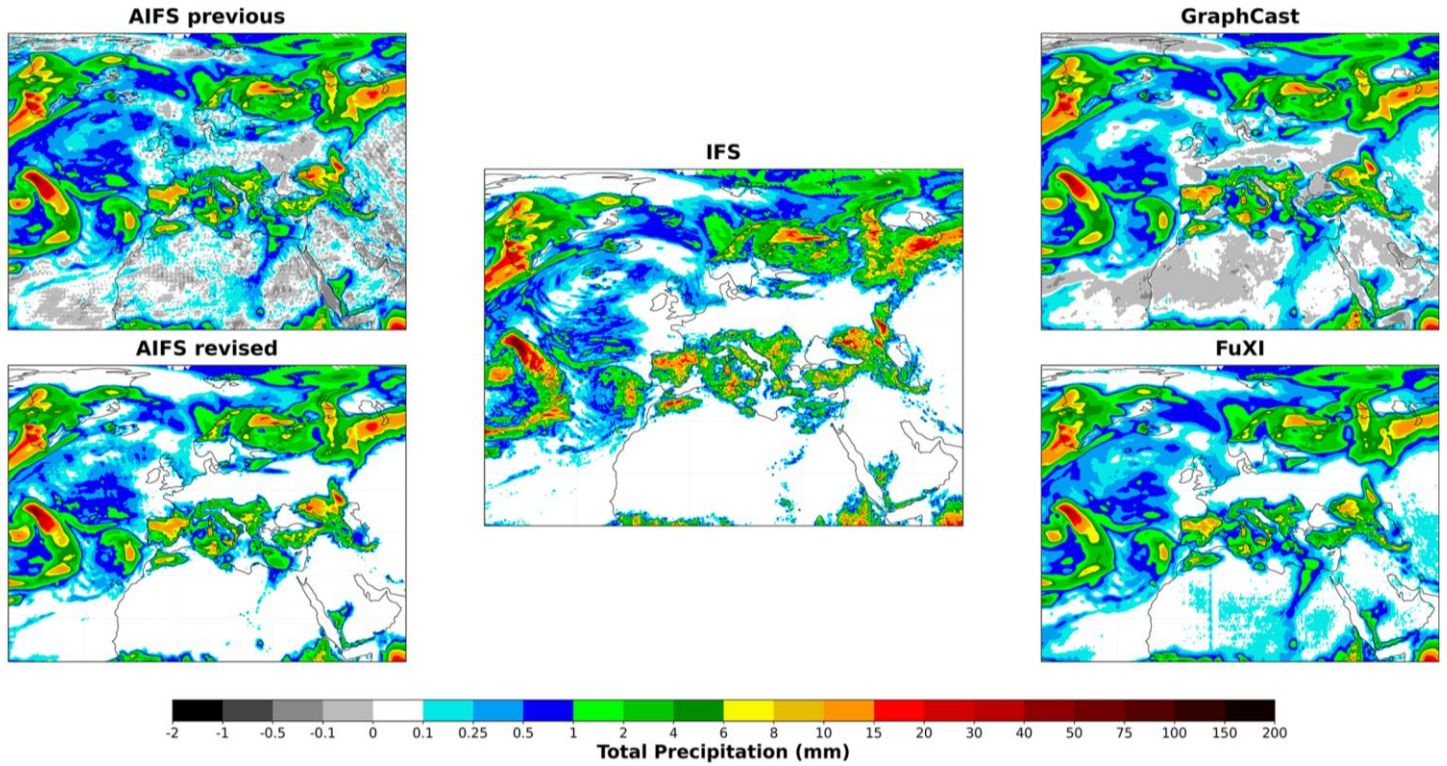
Детерминированная оперативная нейросетевая модель среднесрочного прогноза

Статус	Оперативно с 25.02.2025 (v1.0) · v1.1 — 27.08.2025 · v2 — 12.05.2026 (вместе с IFS 50r1)
Тип / функция потерь	Детерминированная, MSE (среднеквадратическая ошибка)
Архитектура	Энкодер–процессор–декодер: энкодер и декодер — графовые сети с механизмом внимания (GNN), процессор — трансформер со скользящим окном, 16 слоёв
Предобучение	Реанализ ERA5, 1979–2022, прогноз на 1 шаг (6 ч)
Дообучение	**Оперативный анализ IFS, 2016–2022, авторегрессионная развёртка до 72 ч (с 1 до 12 шагов)**
Разрешение	N320 (~0,25°, ~31 км); внутренняя сетка O96 (~1°)
Шаг / входы	6 ч; на входе состояния в моменты t − 6 ч и t
Макс. заблаговременность	15 сут (360 ч), 4 запуска в сутки; оценки качества в статье — до 10 сут
Уровни	13 изобарических уровней, 50–1000 гПа
Выходные параметры	z, u, v, w, q, T на уровнях + приземные; новые в v1.1: влажность и температура почвы, сток, облачность (общая, нижняя, средняя, верхняя), ветер на 100 м, радиация, снег
Физические ограничения	**Ограничивающие слои на выходе: осадки ⩾ 0, конвективные осадки ⩽ общих, облачность ∈ [0, 1]**
Вычисления	Обучение ~3 сут на GPU A100 (EuroHPC Leonardo) · **прогноз на 10 сут ~2,5 мин на одном GPU A100**

Moldovan G. et al. AIFS Single 1.1.0: an update to ECMWF's machine-learned weather forecast model AIFS // Geosci. Model Dev. 2026. T. 19. C. 4703–4724

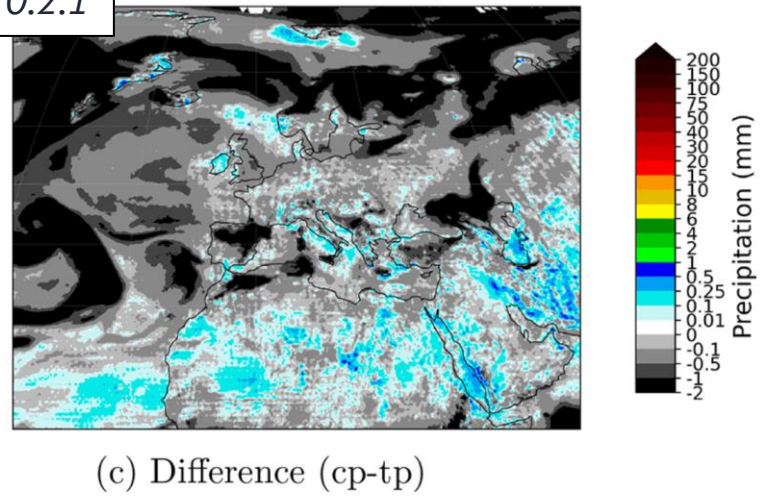
AIFS Single [ECMWF]

Сумма осадков за 24ч, 1 июня 2023 г. 00ВСВ



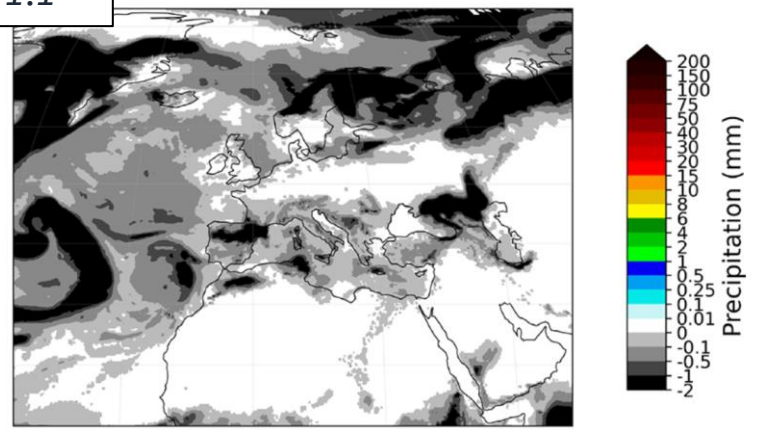
Конвективные осадки – сумма осадков

AIFS 0.2.1



(c) Difference (cp-tp)

AIFS 1.1

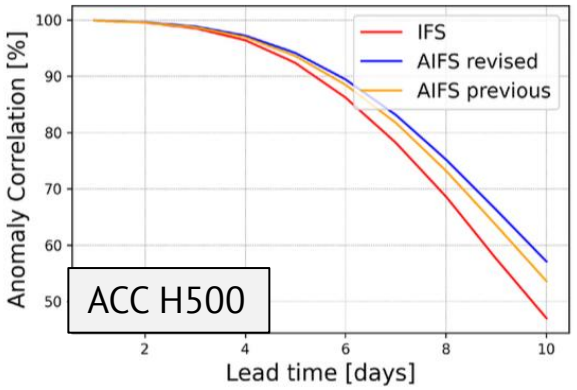


(c) Difference (cp-tp)

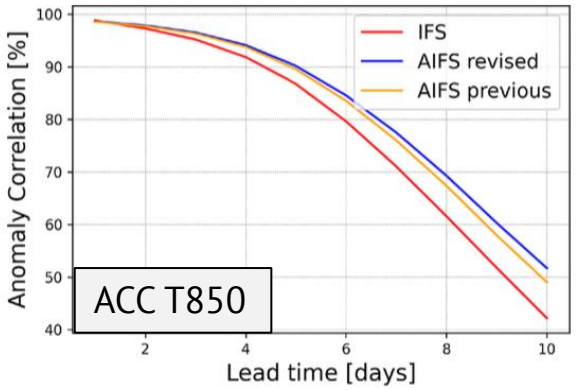
Без жесткого ограничения модели не различают 0 в осадках + сглаживание

AIFS Single [ECMWF]

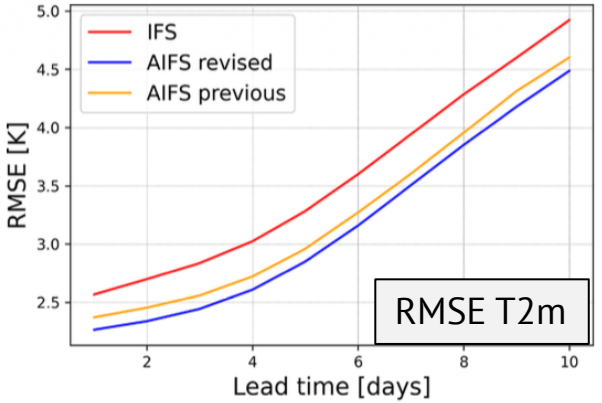
Глобальные оценки, северное полушарие, 2023 г.



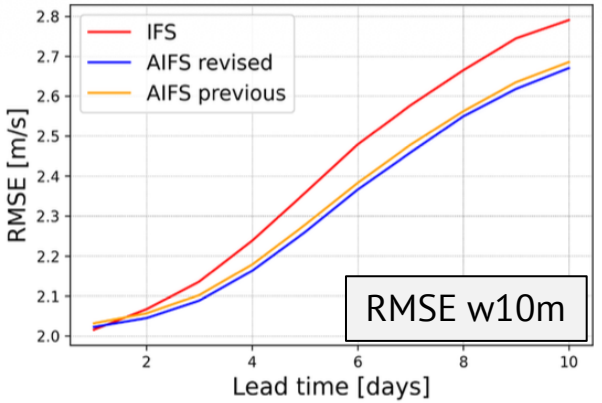
ACC H500



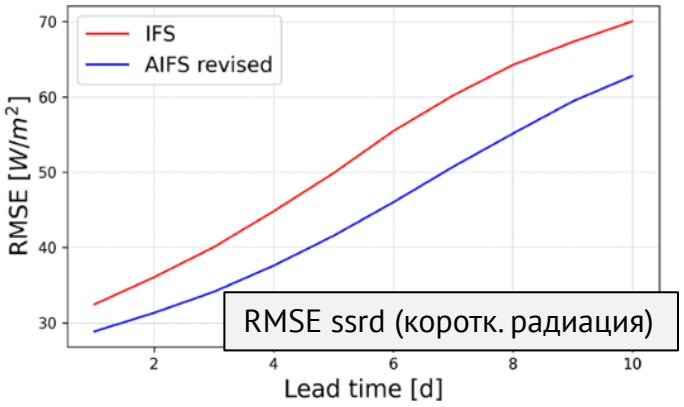
ACC T850



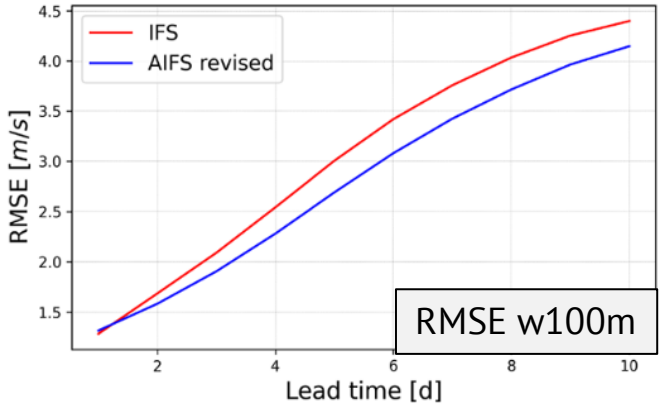
RMSE T2m



RMSE w10m

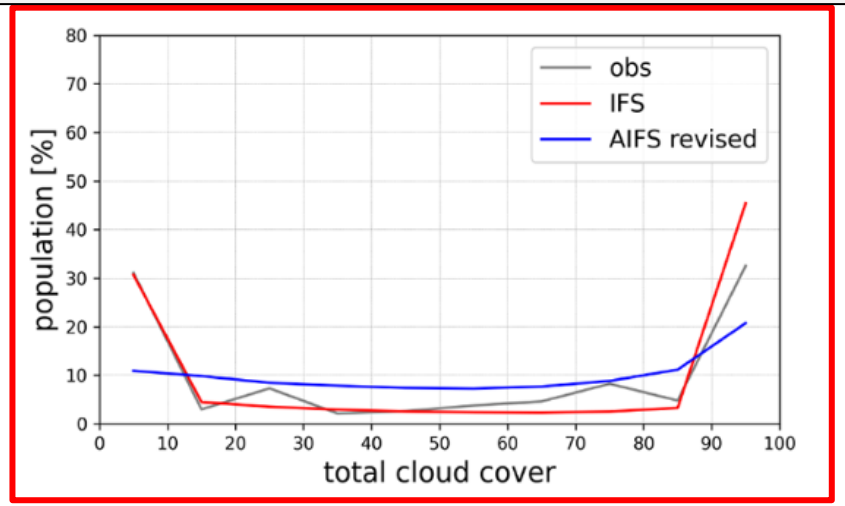


RMSE ssrd (коротк. радиация)



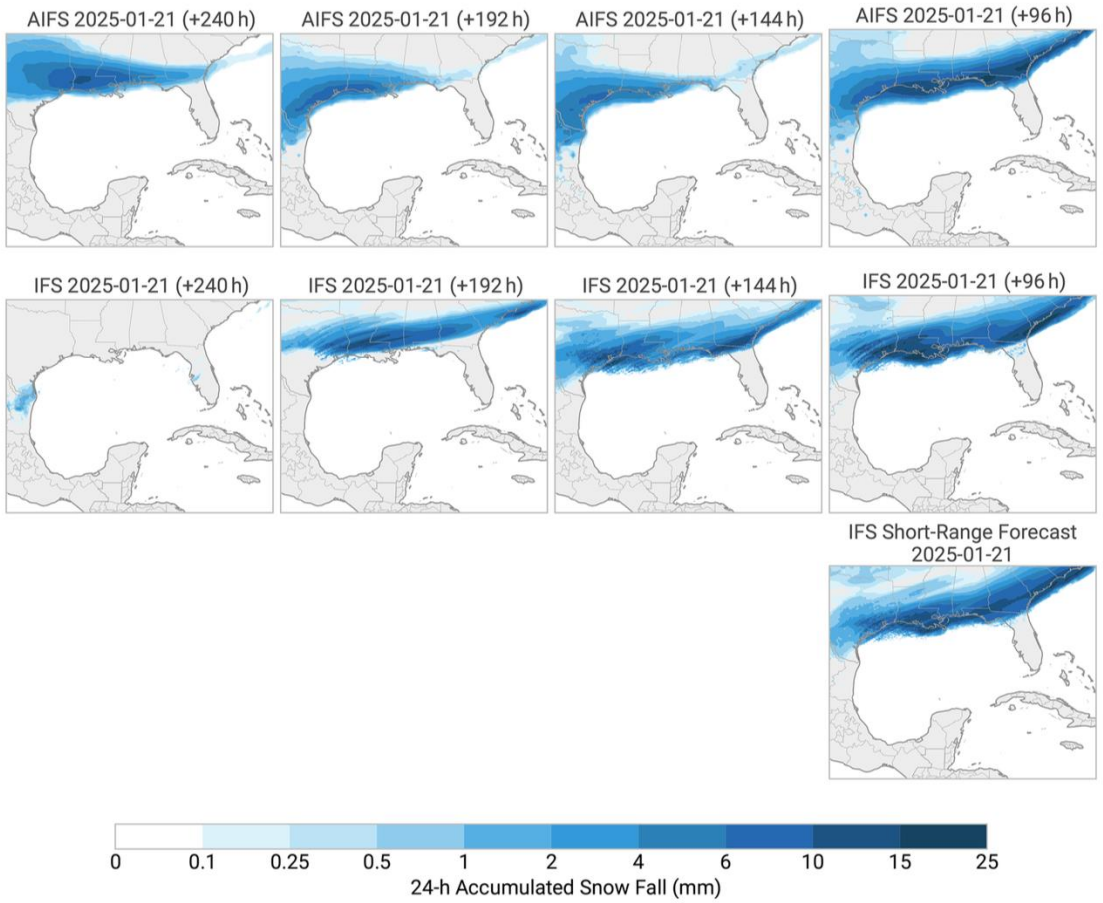
RMSE w100m

Глобальное распределение доли облаков, прогноз на 5 сут

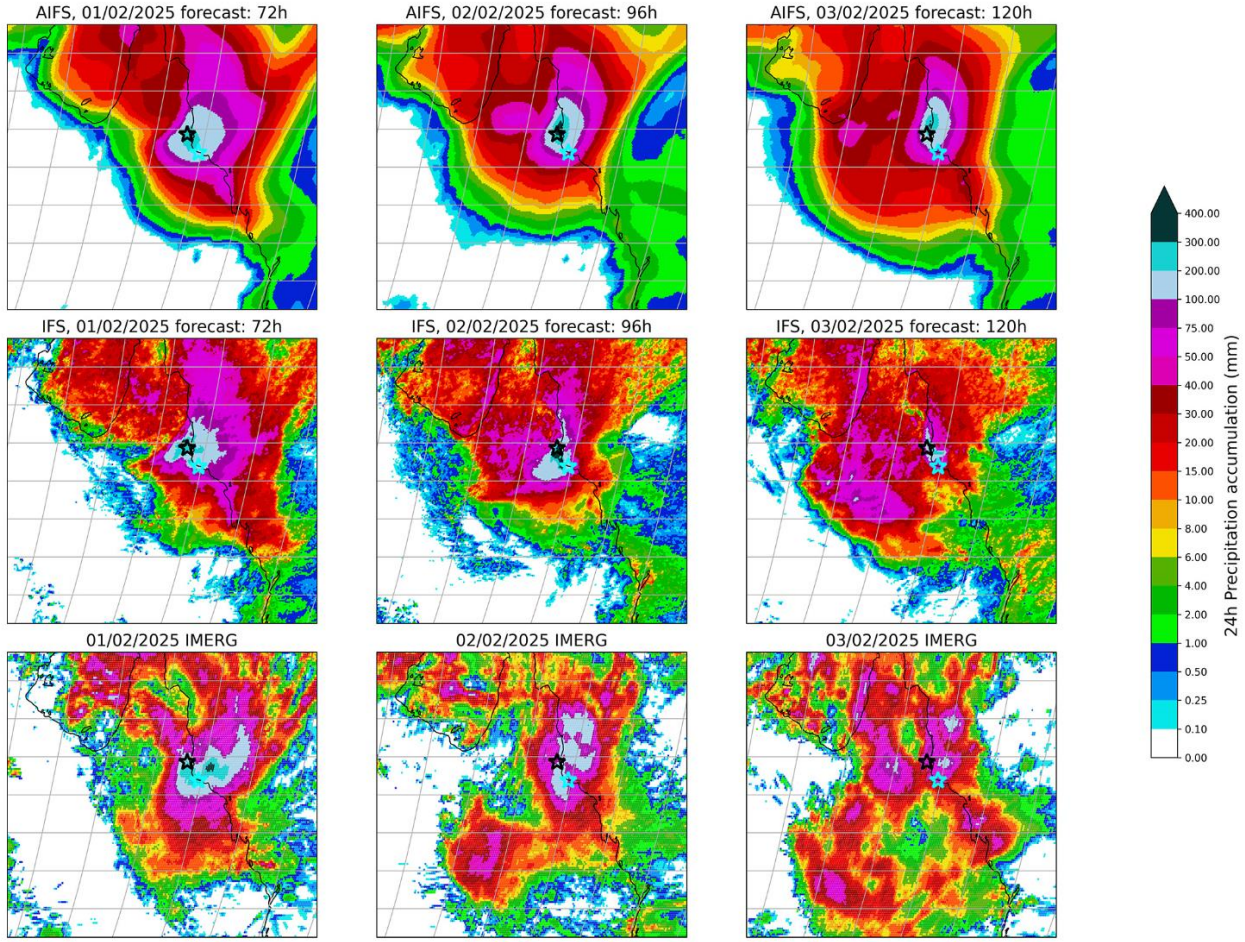


AIFS Single [ECMWF]

AIFS спрогнозировала снегопад с большей заблаговременностью, чем IFS



AIFS корректно спрогнозировала максимум осадков (>300 мм за сутки, >1600 мм за неделю)



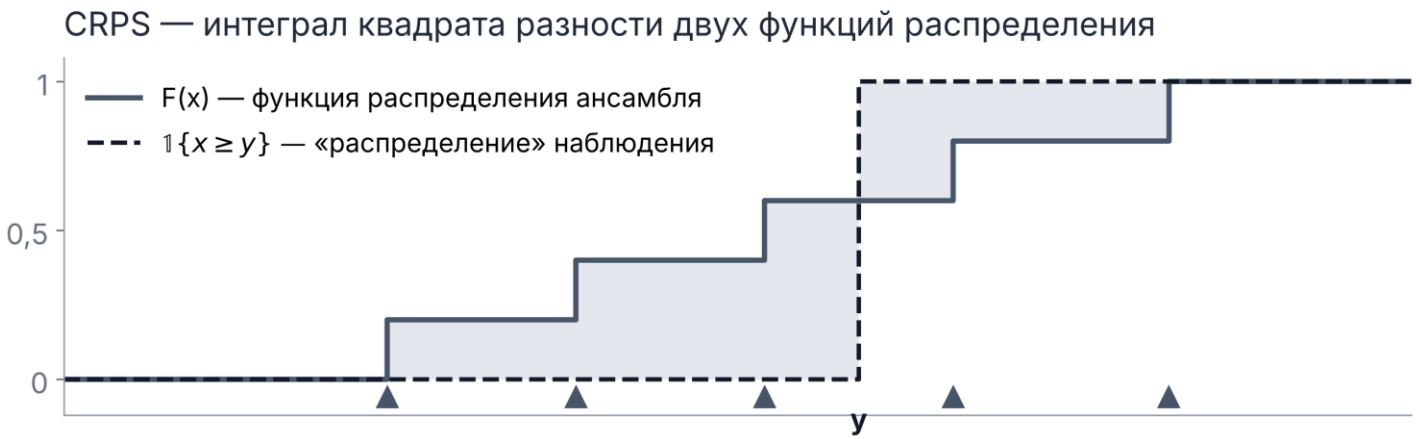
AIFS-CRPS → AIFS ENS [ECMWF]

Вероятностная (ансамблевая) нейросетевая модель среднесрочного прогноза

Статус	**Основа оперативного AIFS ENS: с 01.07.2025 · v2 — 12.05.2026 (вместе с IFS 50r1)**
Тип / функция потерь	**Вероятностная; almost fair CRPS (afCRPS)**
Архитектура	Та же, что и у AIFS, 229 млн параметров
Генерация ансамбля	**Генерация шума из нормального распределения → MLP → условная нормализация во всех слоях процессора; новый шум на каждом шаге для каждого члена**
Предобучение	ERA5, 1979–2017: 1 шаг → 2 шага → развёртка с 3 до 12 шагов (до 72 ч); в обучении 2–4 члена ансамбля из одного анализа
Дообучение	**Оперативный анализ IFS, 2016–2023, развёртка до 72 ч**
Разрешение	оперативная версия: ~0,25° с внутренней сеткой ~1° ; исследовательская: ~1° с внутренней сеткой ~2°
Шаг / уровни	6 ч (входы t − 6 ч и t); 13 изобарических уровней, 50–1000 гПа
Начальные условия	Возмущённые начальные условия ансамбля IFS ENS
Макс. заблаговременность	15 сут, 51 член ансамбля (оперативно); в статье протестирована до 46 сут
Вычисления	Обучение: 1° ~4 сут на 64 GPU H100, 0,25° ~7 сут на 128 H100 · **прогноз одного члена 1° на 15 сут ~1 мин / 0,25° ~4 мин на одном GPU A100**

Lang S. et al. AIFS-CRPS: ensemble forecasting using a model trained with a loss function based on the continuous ranked probability score // npj Artificial Intelligence. 2026. T. 2. C. 18

Функция потерь CRPS



$$\mathrm{CRPS}(F, y) = \int_{-\infty}^{\infty} (F(x) - 1\{x \geq y\})^2 dx$$

Эквивалентно:

$$\mathrm{CRPS}(F, y) = \mathbb{E}\,|X - y| - \frac{1}{2}\,\mathbb{E}\,|X - X'|$$

При одном члене ансамбля сводится к MAE

Награда за разброс ансамбля

Сглаживание при высокой неопределенности (большая заблаговременность) ”уходит” в среднее ансамбля, поля отдельных членов ансамбля остаются четкими

Генерация ансамбля в AIFS-CRPS

Чтобы обучаться на CRPS-Loss, механизм генерации ансамбля должен быть встроен в модель и быть обучаемым

1. Генерируется случайный шум:

$$\xi_t^{(m)} \sim \mathcal{N}(0, I), \quad \xi_t^{(m)} \in \mathbb{R}^{\text{Nузлов} \times 4}$$

m – член ансамбля, 4 или 2 члена при обучении данной модели

2. Эмбеддинг шума:

$$z_t^{(m)} = \text{LayerNorm}\left(\text{MLP}\left(\xi_t^{(m)}\right)\right)$$

Обучаемые параметры

3. Масштабирующие константы:

$$\gamma(z) = W_\gamma z + b_\gamma,$$
$$\beta(z) = W_\beta z + b_\beta$$

4. Масштабированный LayerNorm на каждом слое трансформера:

$$h' = \gamma(z)\frac{h - \mu(h)}{\sigma(h)} + \beta(z)$$

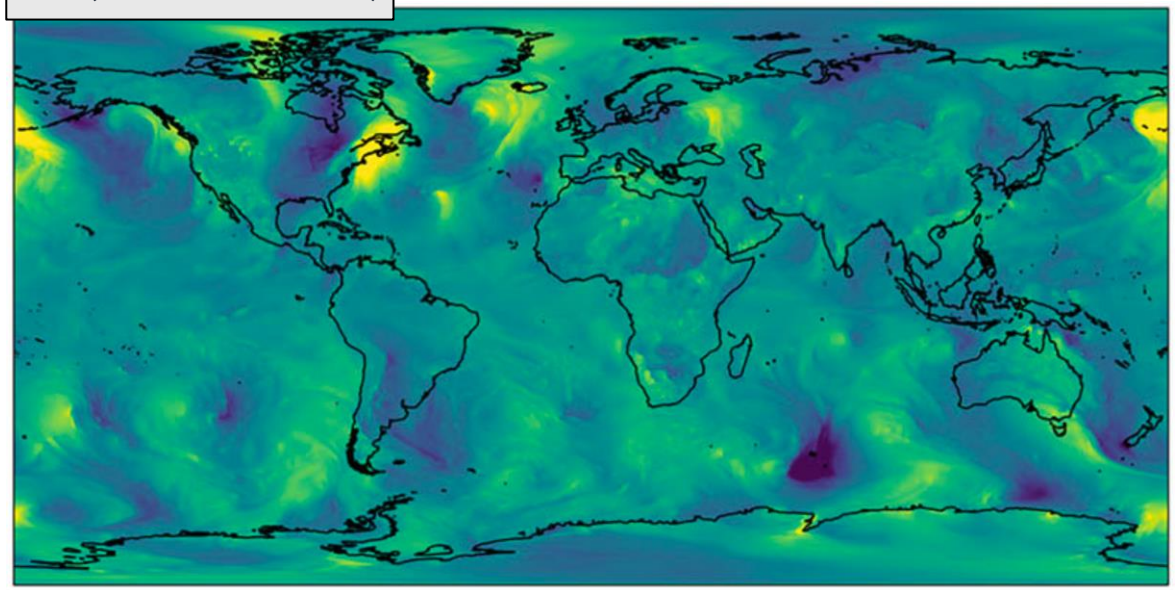
Тогда: $x_{t+1}^{(m)} = f_\theta\left(x_t, x_{t-1}, \xi_t^{(m)}\right)$; $\text{CRPS}(F, y) = \int_{-\infty}^{\infty}\left(F\left(x^{(m)}\right) - 1\{x \geq y\}\right)^2 dx$

Шум влияет на внутренние представления модели на каждом слое *через LayerNorm*
Модель ”учится” усваивать шум и генерировать члены ансамбля так, чтобы минимизировать CRPS-Loss

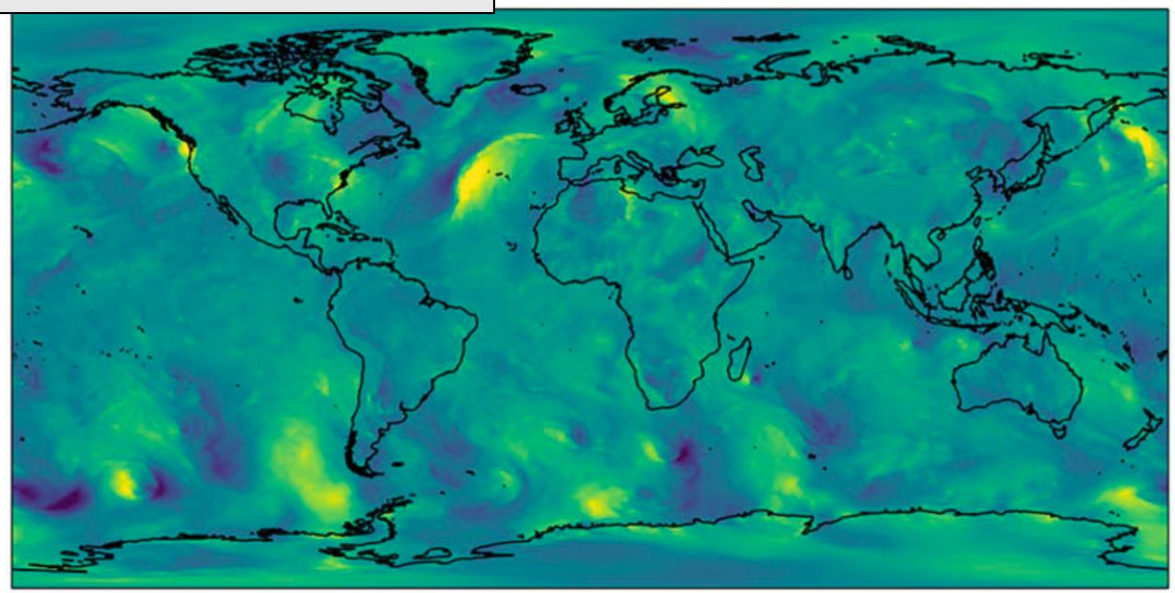
AIFS-CRPS: результаты

U850, прогноз на 10 суток

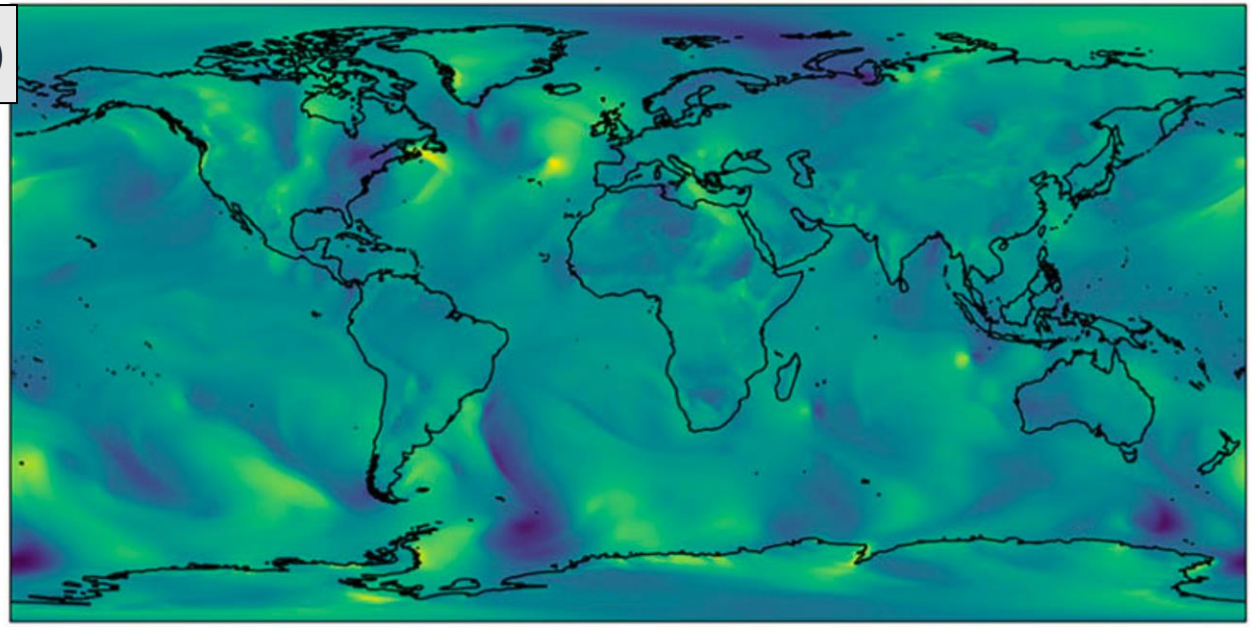
IFS (член ансамбля)



AIFS-CRPS (член ансамбля)



AIFS-Single (MSE-Loss)

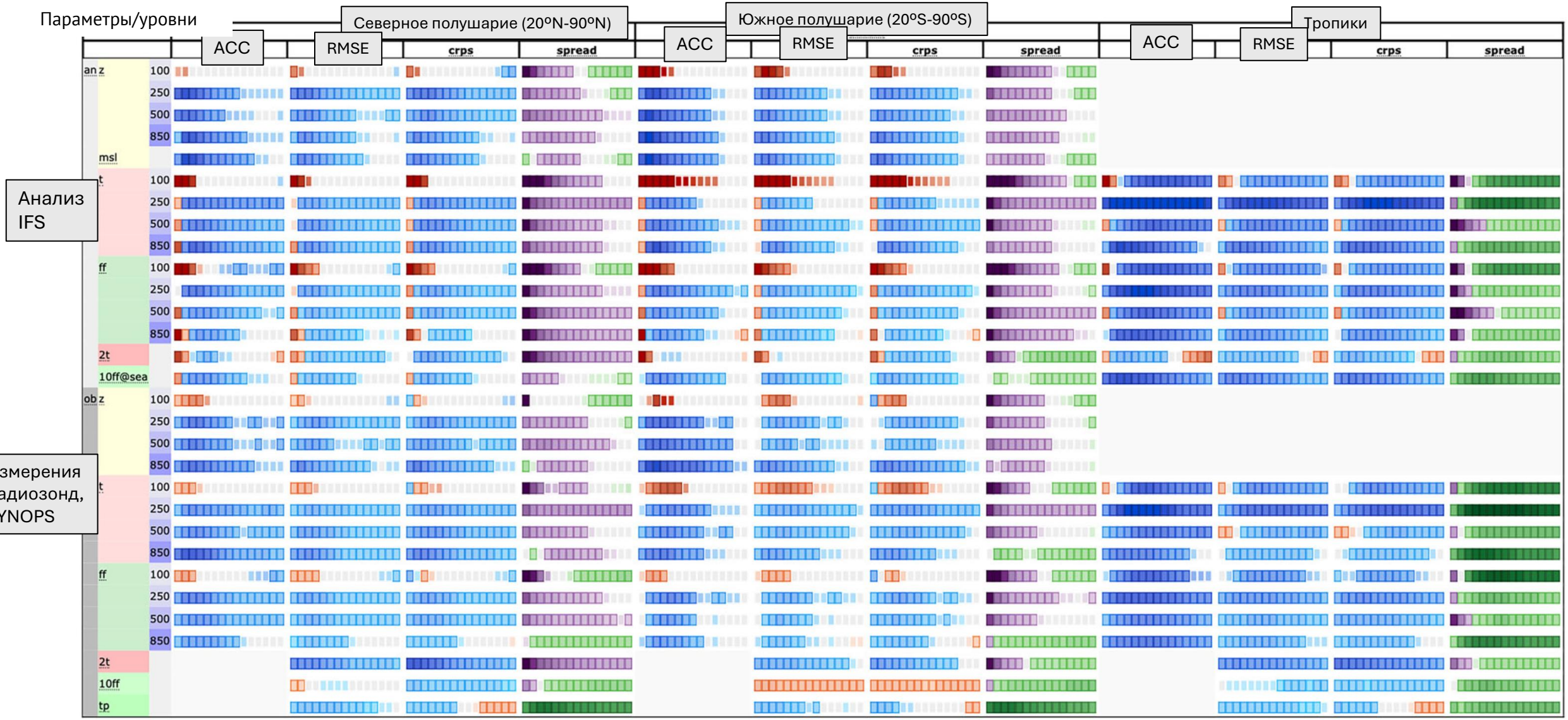


AIFS-CRPS: результаты

Улучшение метрик по среднему ансамбля AIFS (0.25°) против ансамбля IFS (0.1°)

Ухудшение метрик

Расхождение/схождение ансамбля



Заблаговременность до 15 сут. ⟶

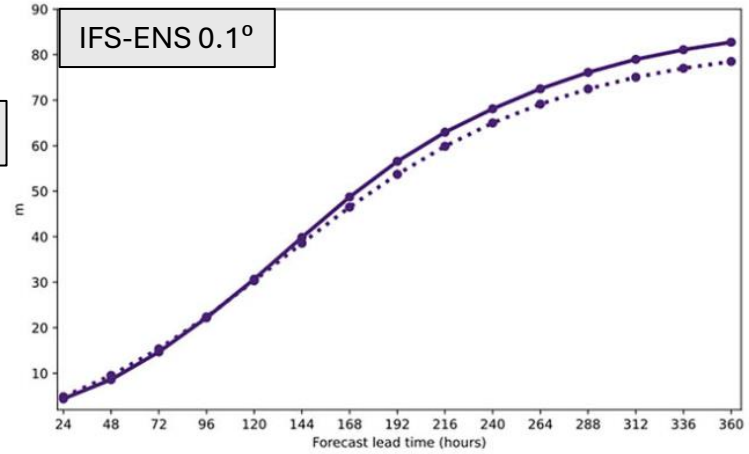
Тест 1.02-30.09 2024

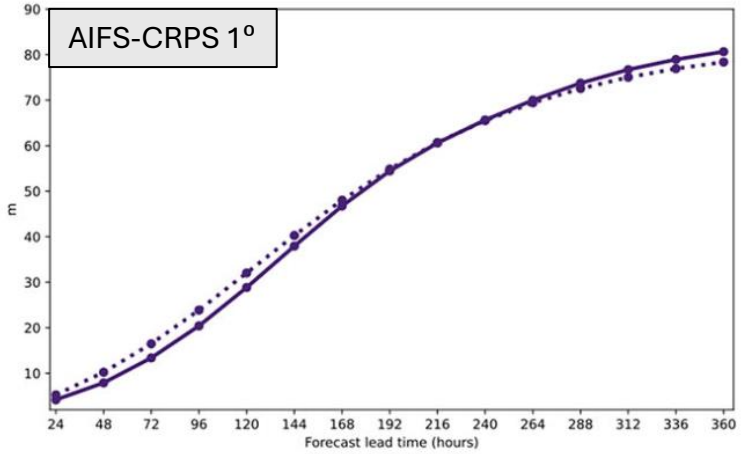
AIFS-CRPS: результаты

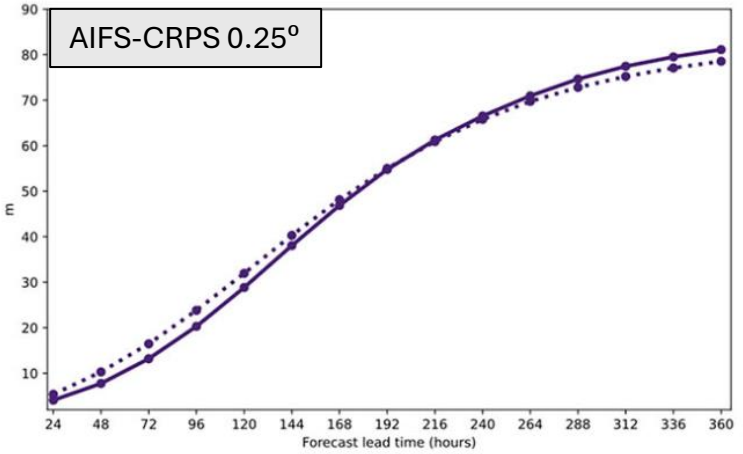
RMSE по среднему ансамбля ——
разброс ансамбля ·····

Сев. полушарие 1.02-30.09 2024

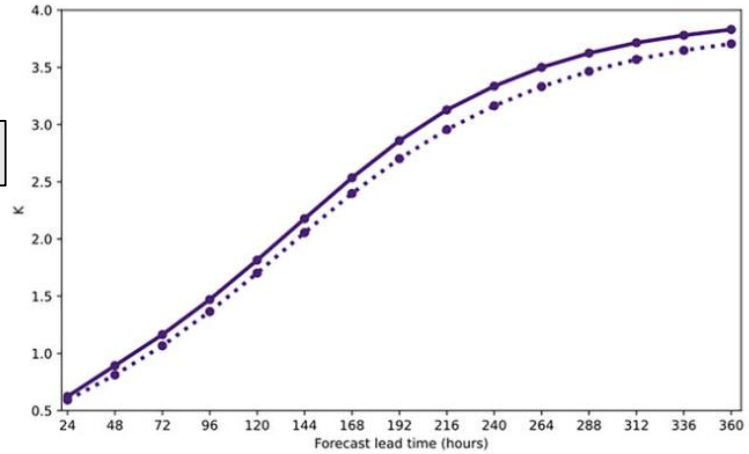
H500

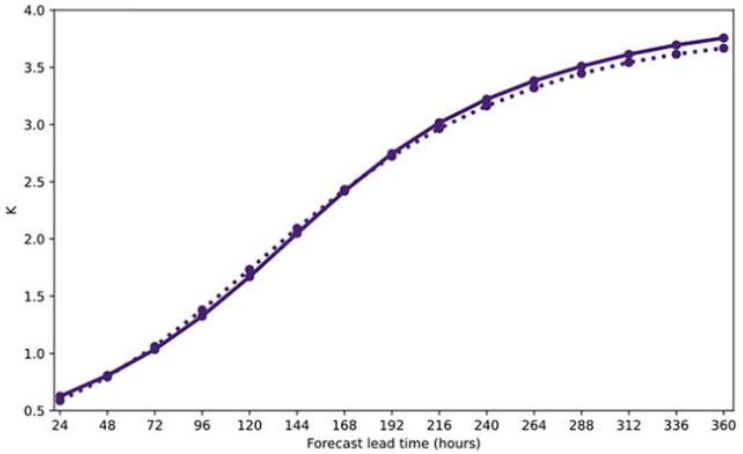


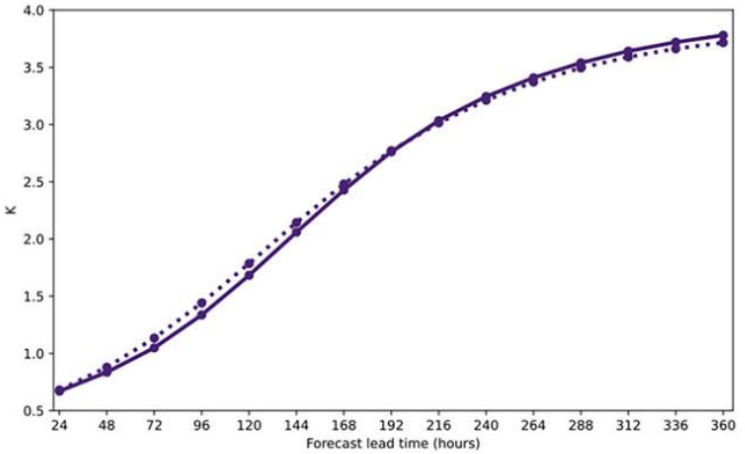




T850





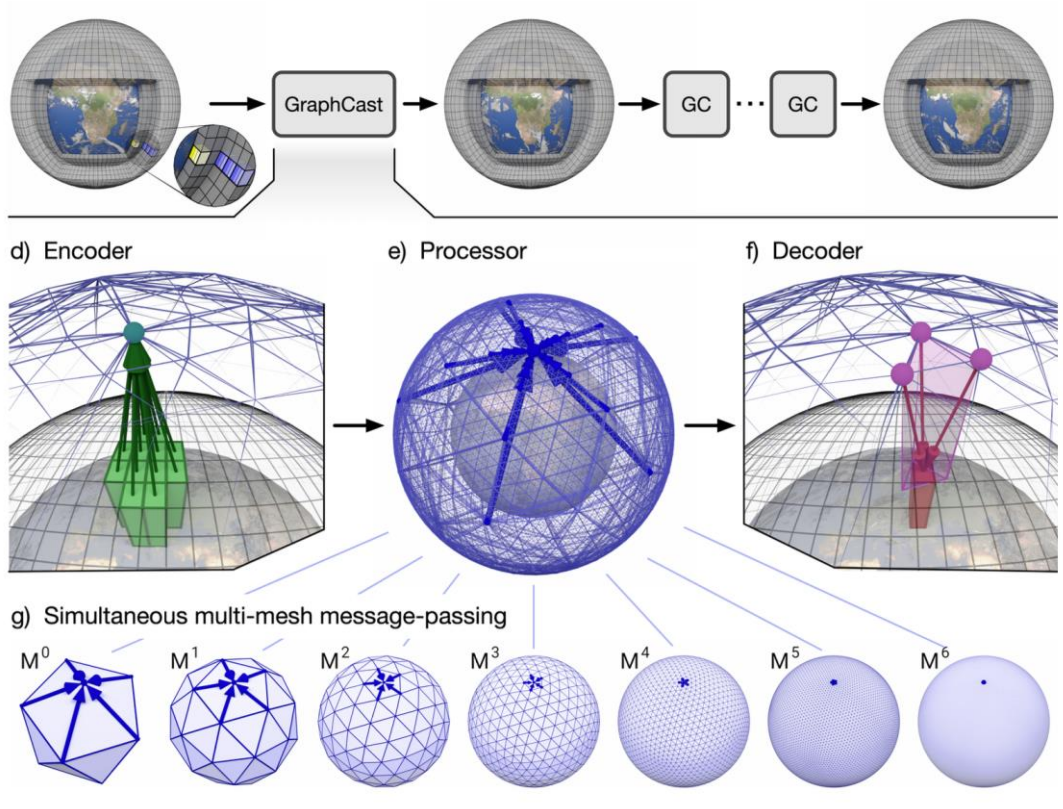


+ оценки на субсезонных масштабах + лучшее воспроизведение осциляции Маддена-Джулиана по сравнению с IFS-ENS
В статье не приводятся оценки по экстремумам

GraphCast [Google DeepMind]

Статус	Science, 2023 · **в NOAA как AIGFS (дообучена на опер. анализе GDAS), оперативно с 12.2025**
Тип / функция потерь	Детерминированная; MSE по развёртке из 12 шагов
Архитектура	**GNN «энкодер–процессор–декодер»; мультисетка (икосаэдр, 6 уровней, 40 962 узла); 16 слоёв передачи сообщений; 36,7 млн параметров**
Обучение	ERA5: обучение 1979–2015, валидация 2016–2017, тест с 2018
Схема обучения	299 тыс. итераций на 1 шаг → развёртка с 2 до 12 шагов (до 72 ч); градиенты через всю развёртку
Разрешение	0,25° (721 × 1440)
Шаг / уровни	6 ч (входы t − 6 ч и t); 37 уровней, 1–1000 гПа
Переменные	6 на уровнях (z, T, u, v, w, q) + 5 приземных (T2м, ветер 10 м, давление на уровне моря, осадки) — 227 всего
Макс. заблаговременность	10 сут (в статье); AIGFS — 16 сут
Вычисления	Обучение ~4 недели на 32 TPU v4 · **прогноз на 10 сут < 1 мин на одном TPU**

Временные шаги до 16 сут., развертка с начальных условий ERA/опер. анализа



$$e'_{ij} = \mathrm{MLP}_e^{(l)}\left(e_{ij}, v_i, v_j\right) \quad \text{для каждого ребра } i \to j$$

$$m_j = \sum_{i \in \mathcal{N}(j)} e'_{ij} \quad \text{для каждого узла } j$$

$$v'_j = v_j + \mathrm{MLP}_v^{(l)}\left(v_j, m_j\right) \quad \text{для каждого узла } j$$

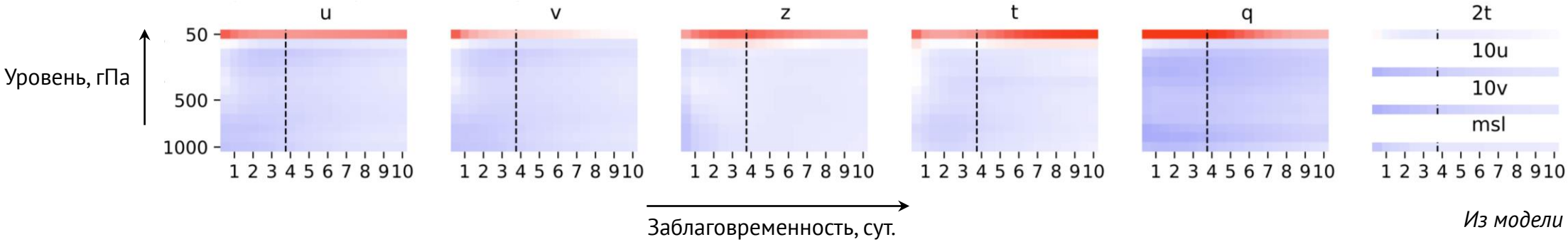
Обучаемые параметры

(l)—слой модели (всего 16 слоев)

Lam R. et al. Learning skillful medium-range global weather forecasting // Science. 2023. T. 382. C. 1416–1421

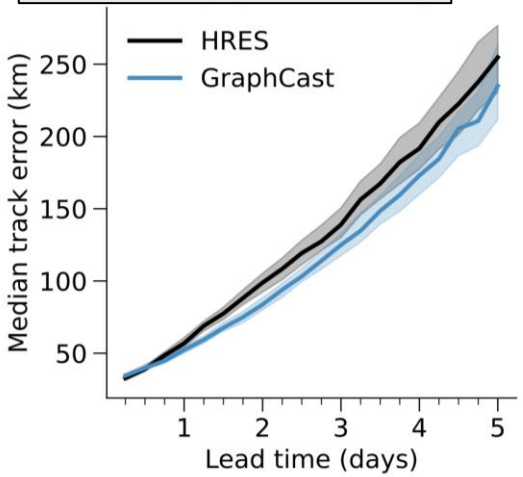
GraphCast: результаты

Глобальное RMSE прогнозов GraphCast **меньше**/**больше** IFS-HRES, 2018 г..

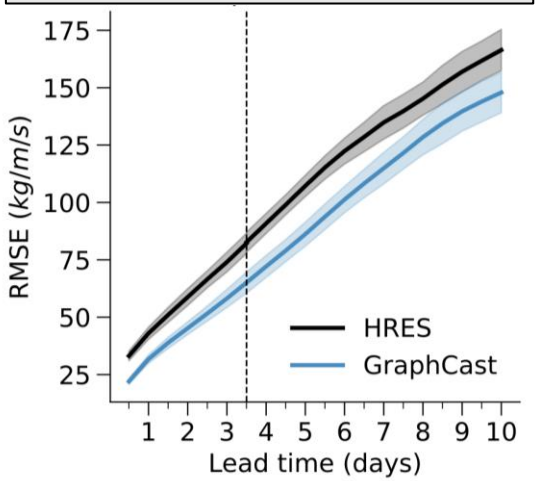


Из модели исключены осадки

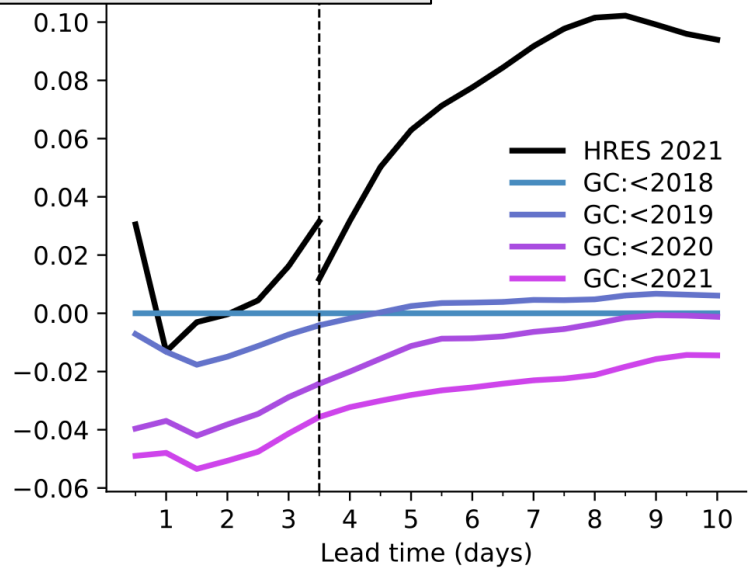
Отклонение прогноза трека тропического циклона (км)



RMSE интеграла переноса водяного пара (атмосферные реки), кг/м/с



Разница RMSE H500 по сравнению с GraphCast-2018

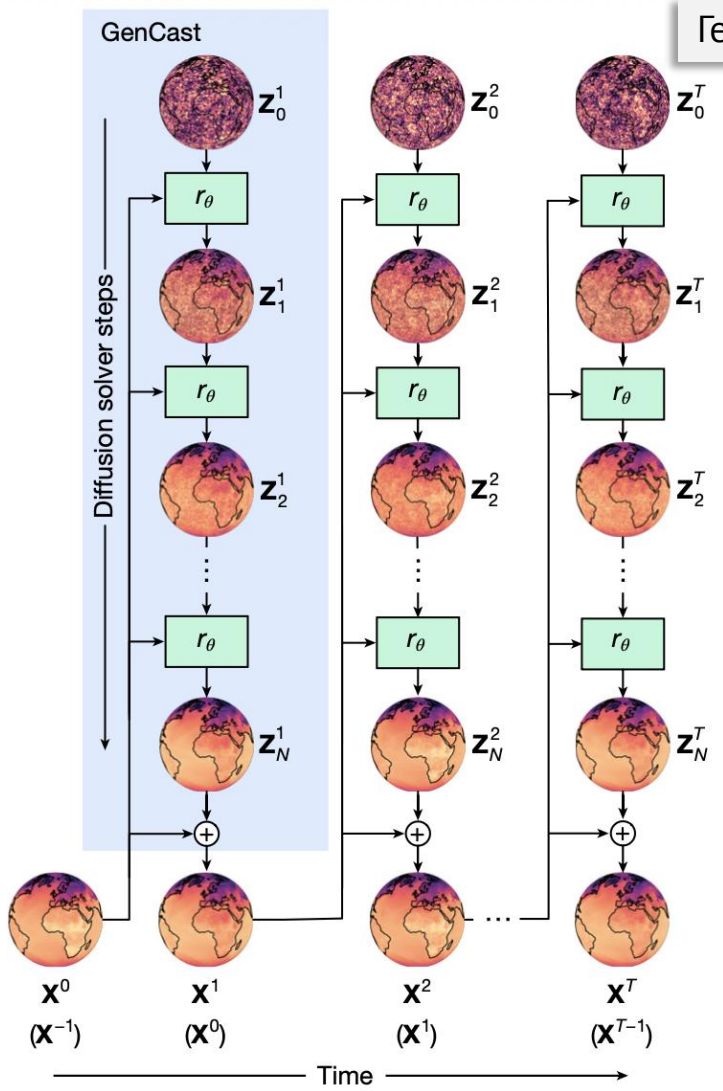


Необходимость регулярного дообучения на новых данных реанализа/опер. анализа

В доп. материалах авторы показывают проблему сглаживания через энергетические спектры

GenCast [Google DeepMind]

Концепция: обучение «расшумлению» искусственно зашумленного поля .



Генерация ансамбля: вариации стартового шума ε

D_θ: нейронная сеть «расшумитель» (энкодер+графовый трансформер+декодер)– **одна на все шаги расшумления/временные шаги/примеры в выборке.**

Прямой проход:

$$\hat{Z} = D_\theta(Z_\sigma,\ X^t,\ X^{t-1},\ \sigma)$$

, где $Z = \Delta(X_t, X_{t+1}), Z_\sigma = Z + \sigma\varepsilon$, ε – гауссов шум на сфере, масштабированный константой σ. При обучении σ выбирается рандомно, создаются примеры (Z_σ, Z). **Модель учится восстанавливать исходное поле с разных уровней зашумленности.**

При прогнозе модель стартует с белого шума $Z_0 = \sigma\varepsilon$ и шаг за шагом восстанавливает поле с дискретным снижением σ по правилу: $Z_{i+1} = \frac{\sigma_{i+1}}{\sigma_i} Z_i + \left(1 - \frac{\sigma_{i+1}}{\sigma_i}\right) D_\theta(Z_i;\ X^t,\ X^{t-1},\ \sigma_i)$

При той же оптимизации через MSE, меняется механизм оптимизации

В детерминированных моделях обучение на MSE сводится к (при обучении на развертках):

$$\widehat{X^{t+k}} \rightarrow \mathbb{E}\left[\ X^{t+k} \mid X^t, X^{t-1}\ \right], k = \text{заблаговременность}$$

В диффузионных моделях обучение на MSE сводится к:

$$\hat{Z} \rightarrow \mathbb{E}[\ Z \mid\ Z + \sigma\varepsilon,\ X^t,\ X^{t-1},\ \sigma\ ],$$

При высоком зашумлении σ – высокая неопределенность, сглаженное поле $\hat{Z}$
При низком σ – более четкие структуры

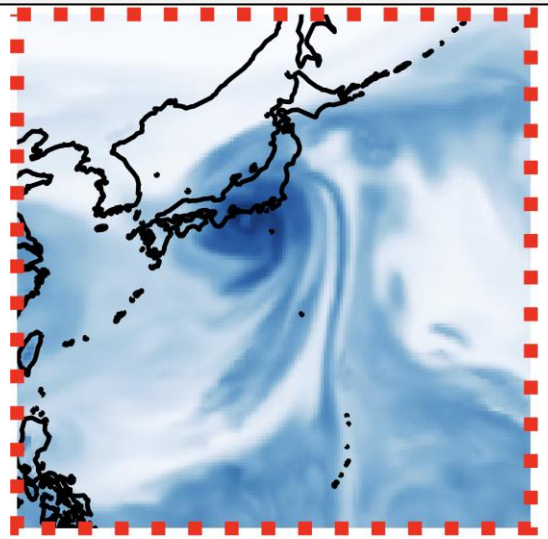
GenCast: результаты

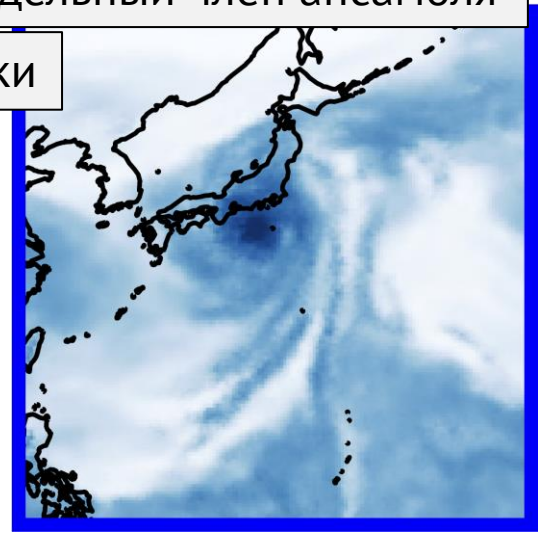
GenCast отдельный член ансамбля

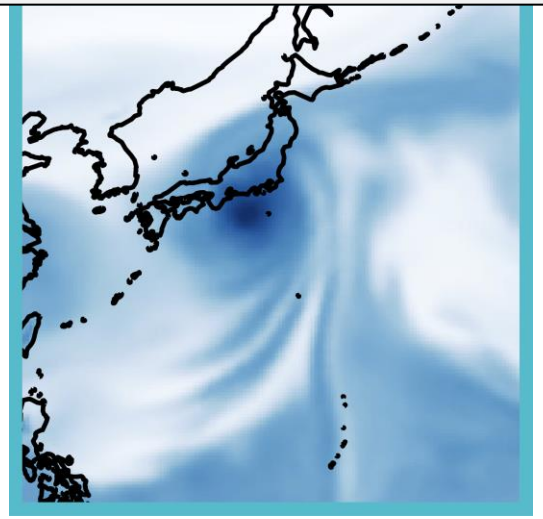
GenCast среднее ансамбля

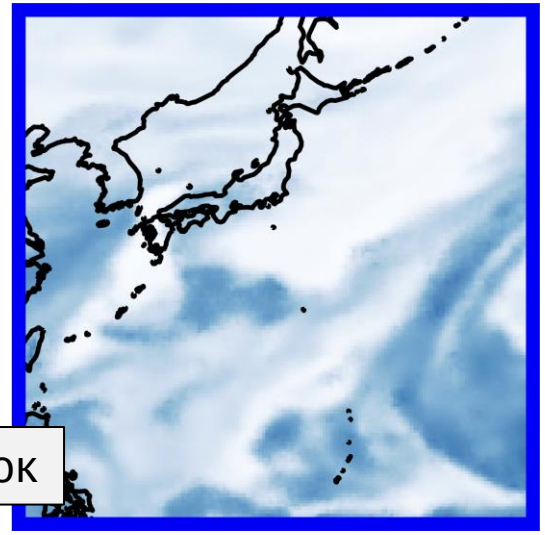
3-сть 1 сутки

ERA5 уд. влаж. на 700 гПа, кг/кг



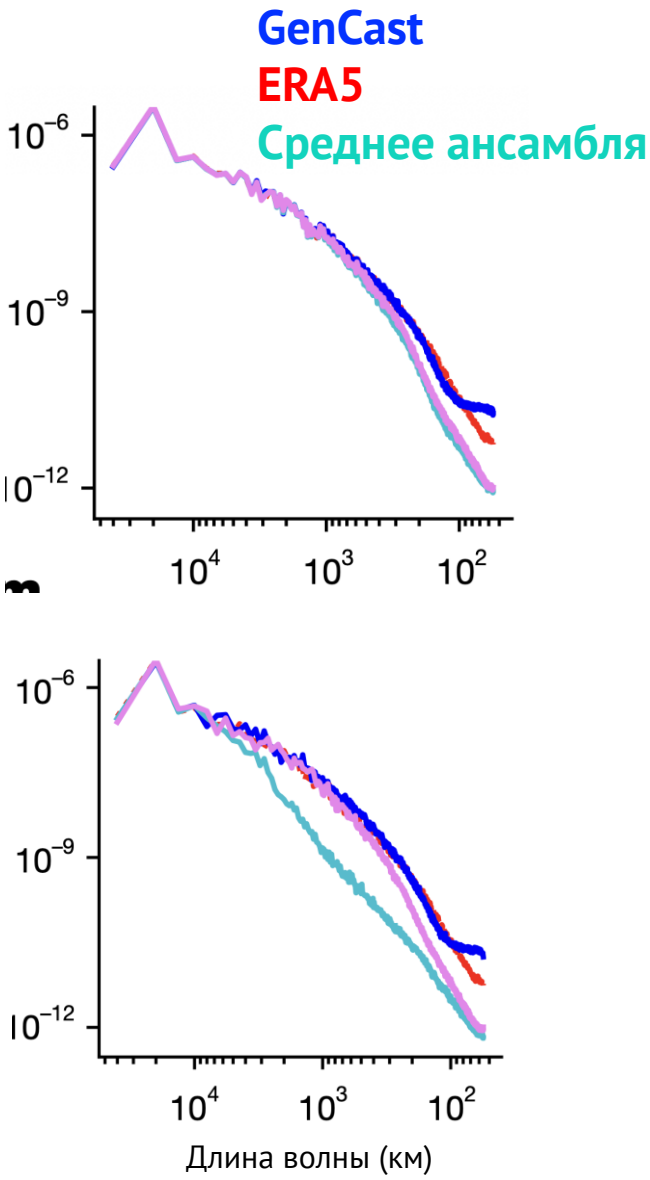






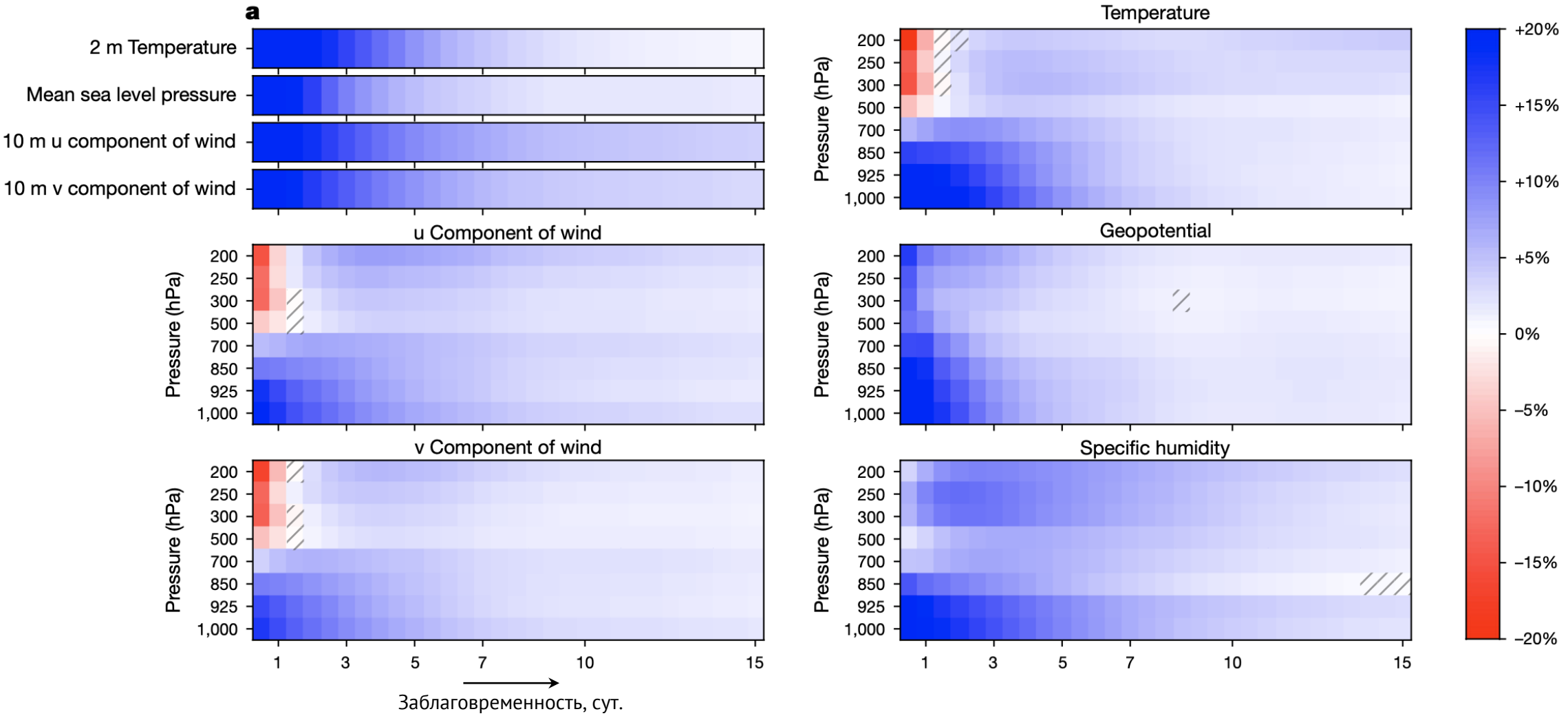


3-сть 15 суток



GenCast: результаты

Улучшение CRPS ансамбля GenCast (0.25°) против ансамбля IFS (0.2°), тест 2019 г.
Ухудшение CRPS



\+ улучшены метрики по экстремумам (t2m > 99.9%, w10m > 99.9%), трекам тропических циклонов
Из модели исключены осадки

FGN [Google DeepMind] → WeatherNext 2

	FGN
Статус	Препринт arXiv, 06.2025 · в продуктах Google как WeatherNext 2 (с 11.2025)
Функция потерь	Вероятностная; fair CRPS, 2 члена ансамбля в обучении. **Так же, как в AIFS-CRPS (4 члена ансамбля).**
Генерация ансамбля	Шум → условная нормализация во всех слоях трансформера. **Так же, как в AIFS-CRPS.**
Добавление шума	Один глобальный вектор $\xi_t^{(m)} \in \mathbb{R}^{32}$. **В AIFS-CRPS для каждого узла свой шум** $\xi_t^{(m)} \in \mathbb{R}^{\text{Nузлов} \times 4}$.
Неопределённость модели	Ансамбль из 4 независимо обученных моделей (по 14 членов). **В AIFS-CRPS все члены ансамбля генерирует одна модель.**
Архитектура	GNN-энкодер/декодер + граф-трансформер (24 слоя, 768); ~180M параметров. **Фундаментально та же, что и у AIFS-CRPS, различаются окна внимания в трансформере, сетки, кол-во слоев. AIFS-CRPS 229 M параметров.**
Обучение	ERA5: 1° 12 ч → 1° 6 ч → 0,25° 6 ч;
Дообучение	**На HRES-fc0, развёртка до 8 шагов (48 ч)**
Разрешение / шаг	0,25°, 6 ч; 13 уровней
Начальные условия	Анализ HRES-fc0
Макс. заблаговременность	15 сут; 56 членов (в статье)
Вычисления	~3 сут обучения на модель · **1 член на 15 сут < 1 мин на TPU v5p (в 8 раз быстрее GenCast)**

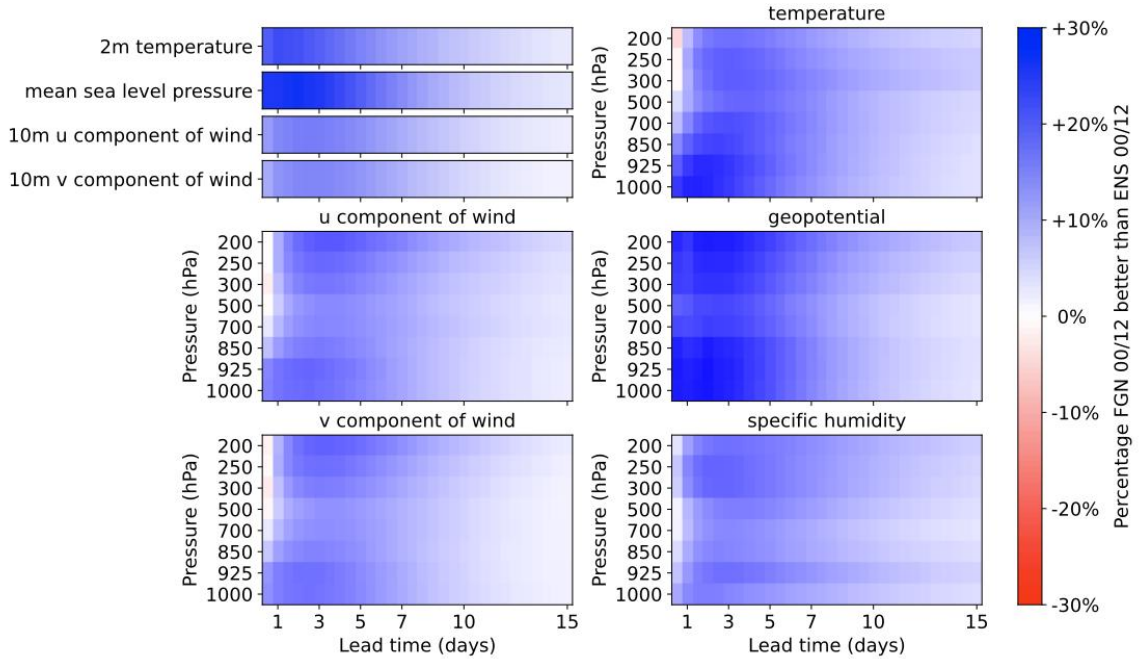
Alet F., Price I. et al. Skillful joint probabilistic weather forecasting from marginals // arXiv:2506.10772. 2025 (препринт) · Lang S. et al. // npj Artificial Intelligence. 2026. T. 2. C. 18

FGN: результаты

Улучшение CRPS по ансамблю FGN (0.25°) против ансамбля IFS (0.2°), тест - 2023 г.

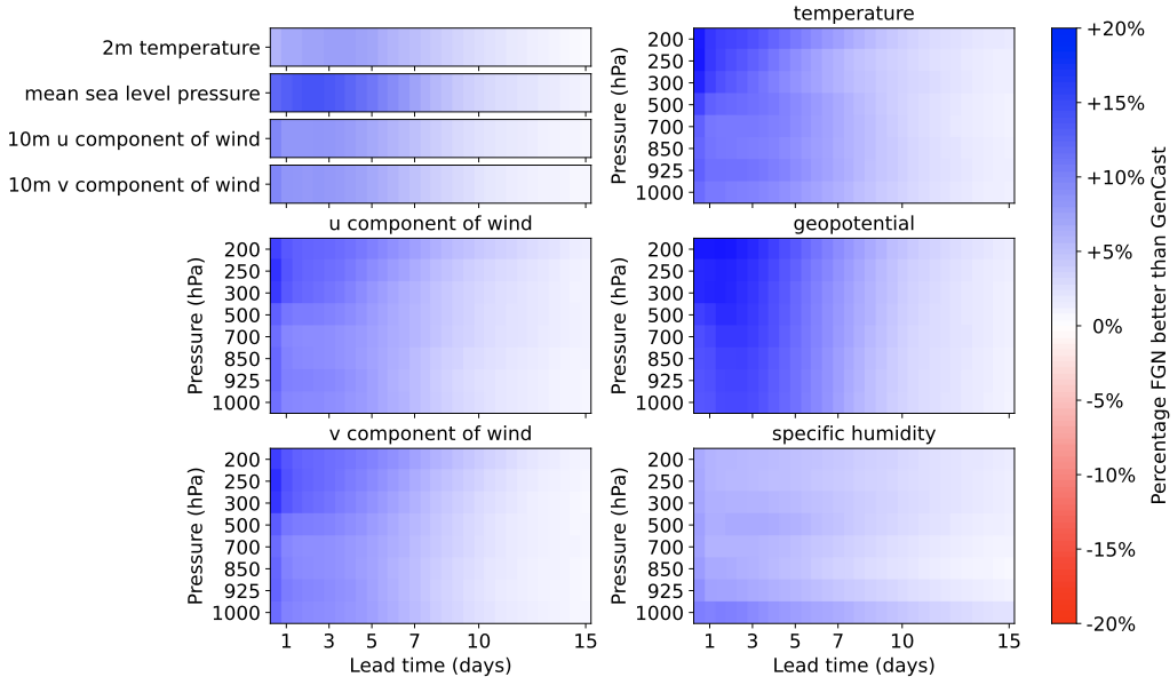
Ухудшение CRPS

Осадки не показаны

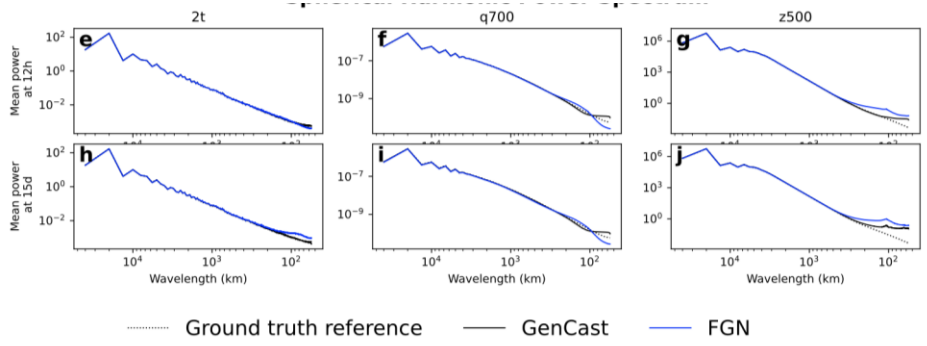


RMSE среднего ансамбля ниже/выше GenCast, инициализация с анализа HRES-fc0, тест - 2023 г.

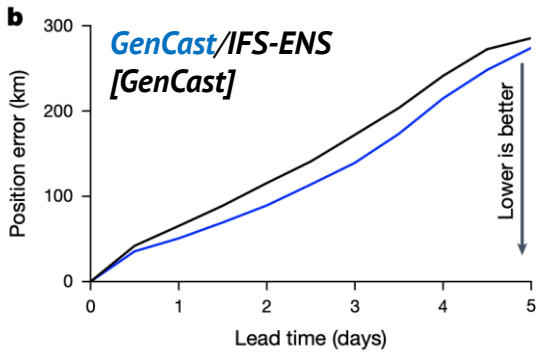
Отношение RMSE среднего/расхождение ансамбля ~1 на всех заблаговременностях

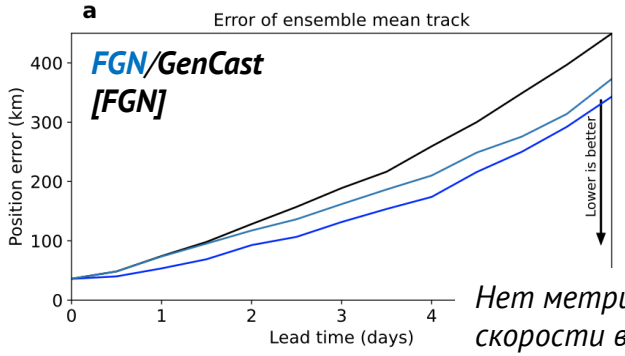


Отсутствует сглаживание полей



Отклонение трека тропического циклона, км

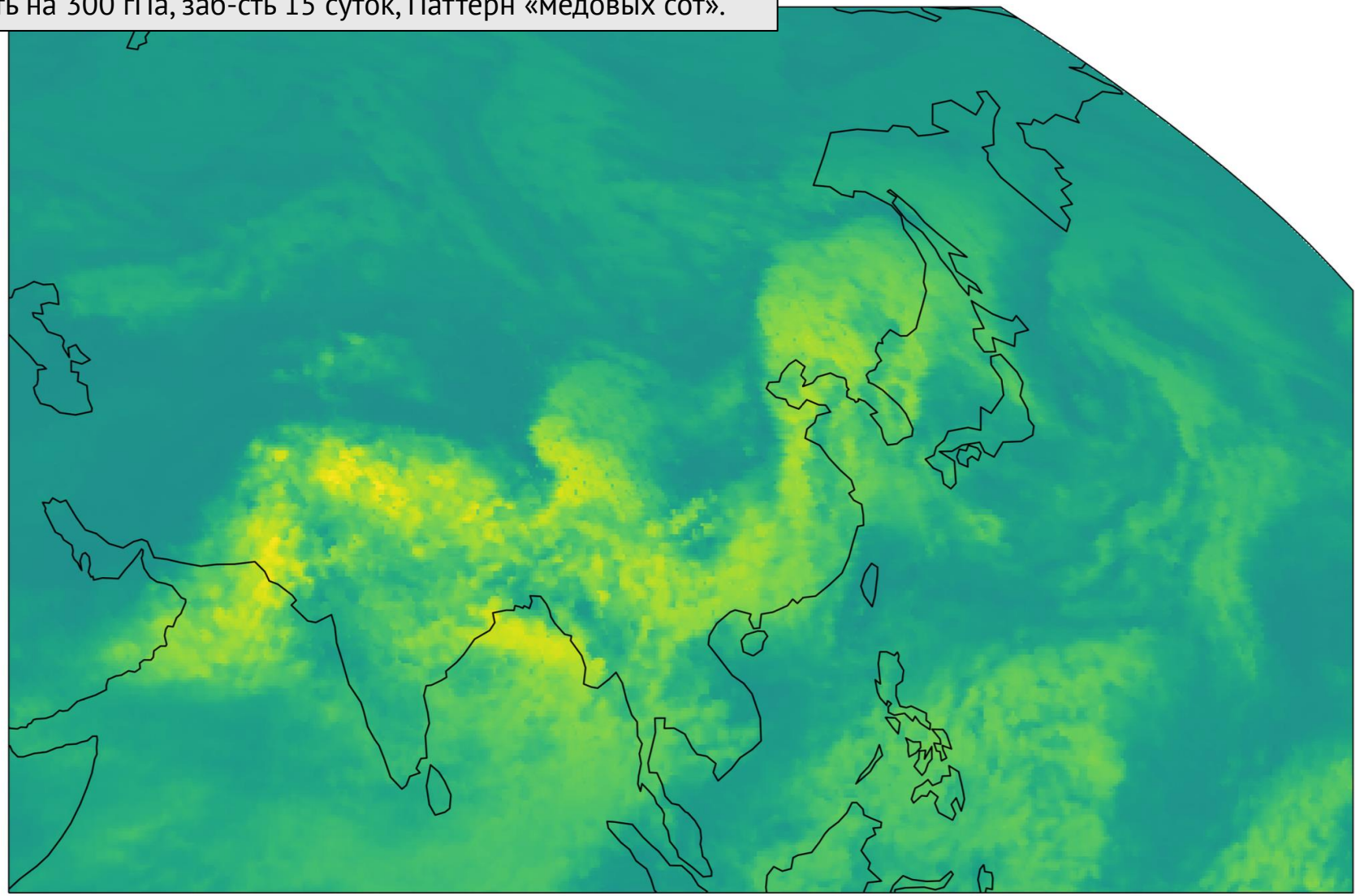




Нет метрик по скорости ветра

FGN: результаты

Уд. Влажность на 300 гПа, заб-сть 15 суток, Паттерн «медовых сот».



Авторы предполагают, что «32-мерный шум накладывает избыточные ограничения на ковариацию, что приводит к возникновению ложных локальных корреляций».

Содержание

1 Формулировка нейросетевой модели прогноза погоды

2 Классификация применений

3 Преимущества и ограничения нейросетевых моделей

4 Среднесрочные модели

5 Субсезонные и климатические модели

6 Предобученные и гибридные модели

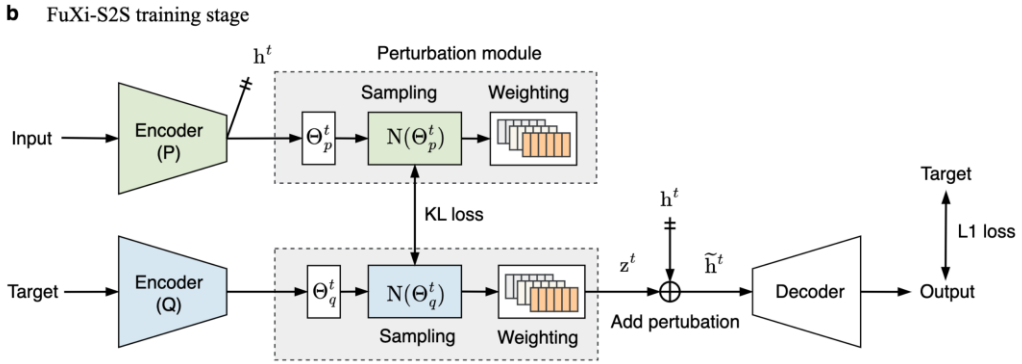
7 Разработки моделей машинного обучения в Гидрометцентре России

8 Резюме

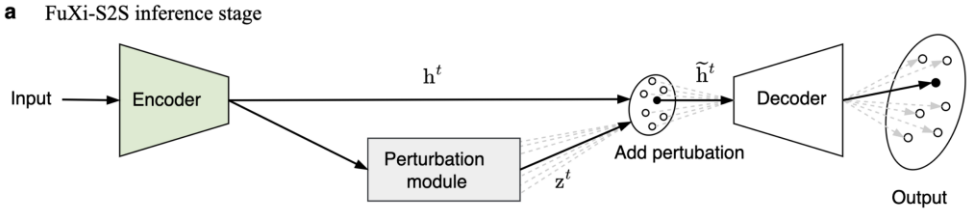
Субсезонная нейросетевая модель FuXi-S2S [Университет Фудань, CMA]

Статус	Nature Communications, 2024 · исследовательская модель, код открыт
Тип / функция потерь	Вероятностная (ансамбль); L1 (MAE) + KL-дивергенция ($\lambda = 10^{-4}$)
Архитектура	Вариационный автоэнкодер (VAE): Энкодер (12 трансформерных блоков) → модуль возмущений → декодер (24 трансформерных блока)
Генерация ансамбля	Энкодер предсказывает гауссово распределение в скрытом пространстве; каждый член ансамбля — своя выборка **возмущения скрытых признаков**
Обучение	ERA5, суточные средние, 1950–2016; **развёртка с 1 до 17 шагов (по 1000 итераций на шаг)**
Разрешение / шаг	**1,5° (121 × 240); 1 сут**, на входе состояния t − 1 и t + заблаговременность
Переменные	5 на 13 уровнях (50–1000 гПа) + 11 приземных, в т. ч. **SST и уходящая длинноволновая радиация** — 76 всего
Макс. заблаговременность	**42 сут; ансамбль 51 член ансамбля**
Верификация	Против ERA5: 2017–2021 vs ретропрогнозы ECMWF S2S (11 членов ансамбля); 2022 vs оперативный ECMWF S2S (51)
Вычисления	Обучение на 8 GPU A100, 17 тыс. итераций · **прогноз на 42 сут ~7 с на один член ансамбля (A100)**

KL-Loss: сближение распределений вход-цель (латентные представления)



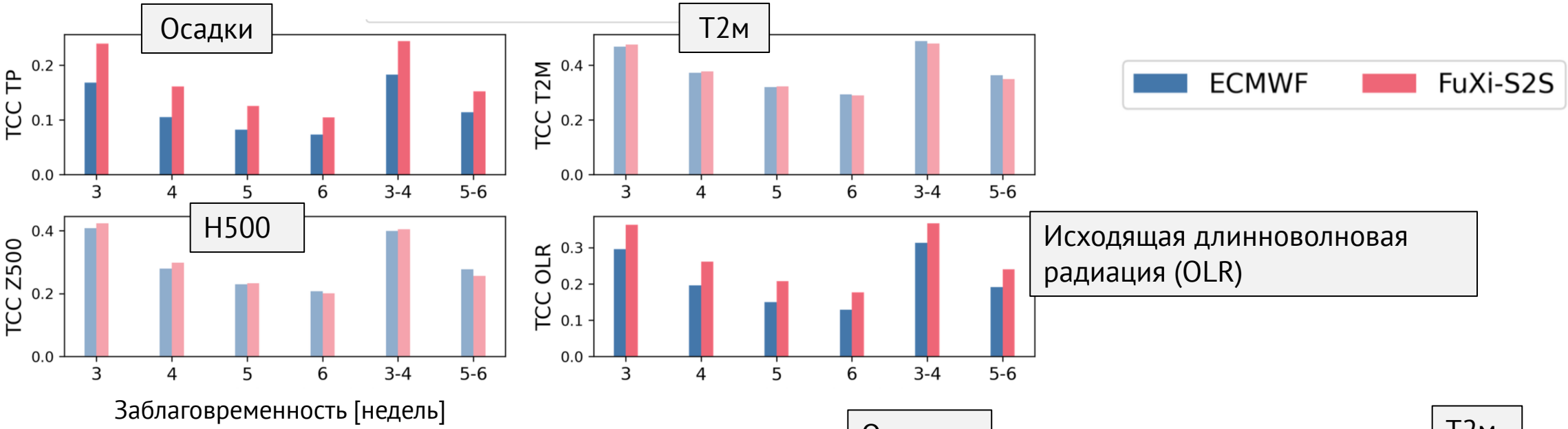
При прогнозе члены ансамбля сэмплируются из сближенного распределения



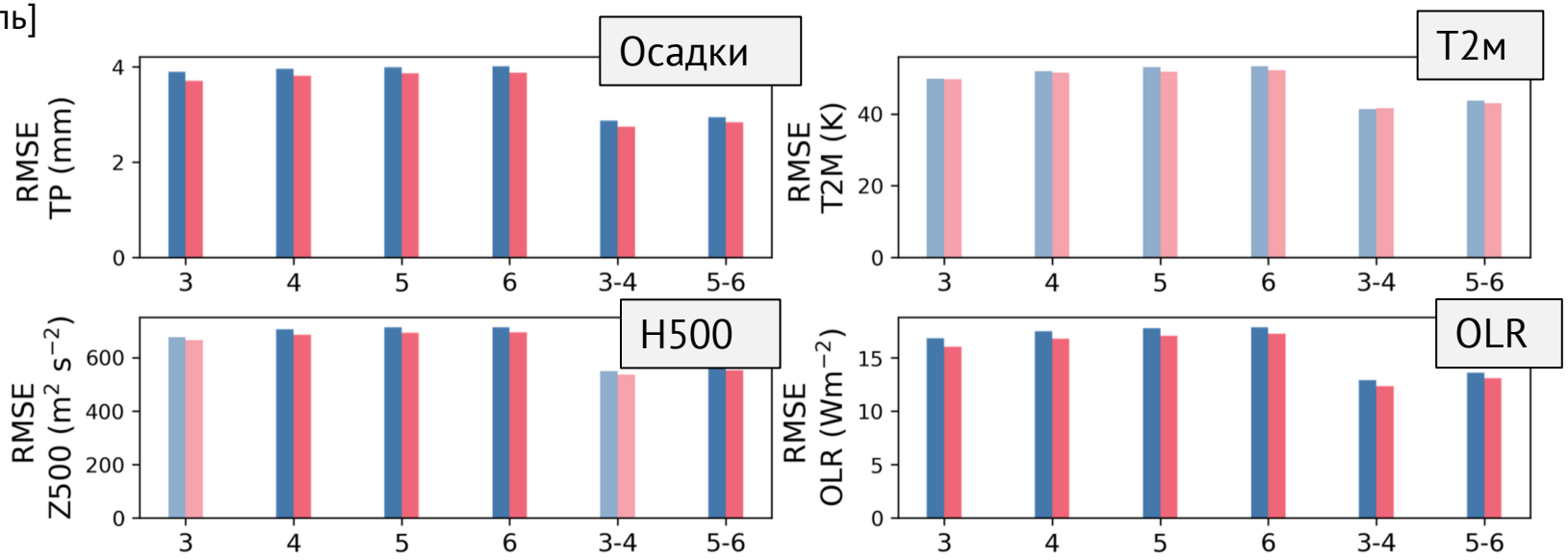
Chen L. et al. A machine learning model that outperforms conventional global subseasonal forecast models // Nat. Commun. 2024. T. 15. 6425

Лучшие глобально-осредненные оценки прогнозов по сравнению с ECMWF-S2S (тестовая выборка 2017-2021 гг., ERA5)

ACC:

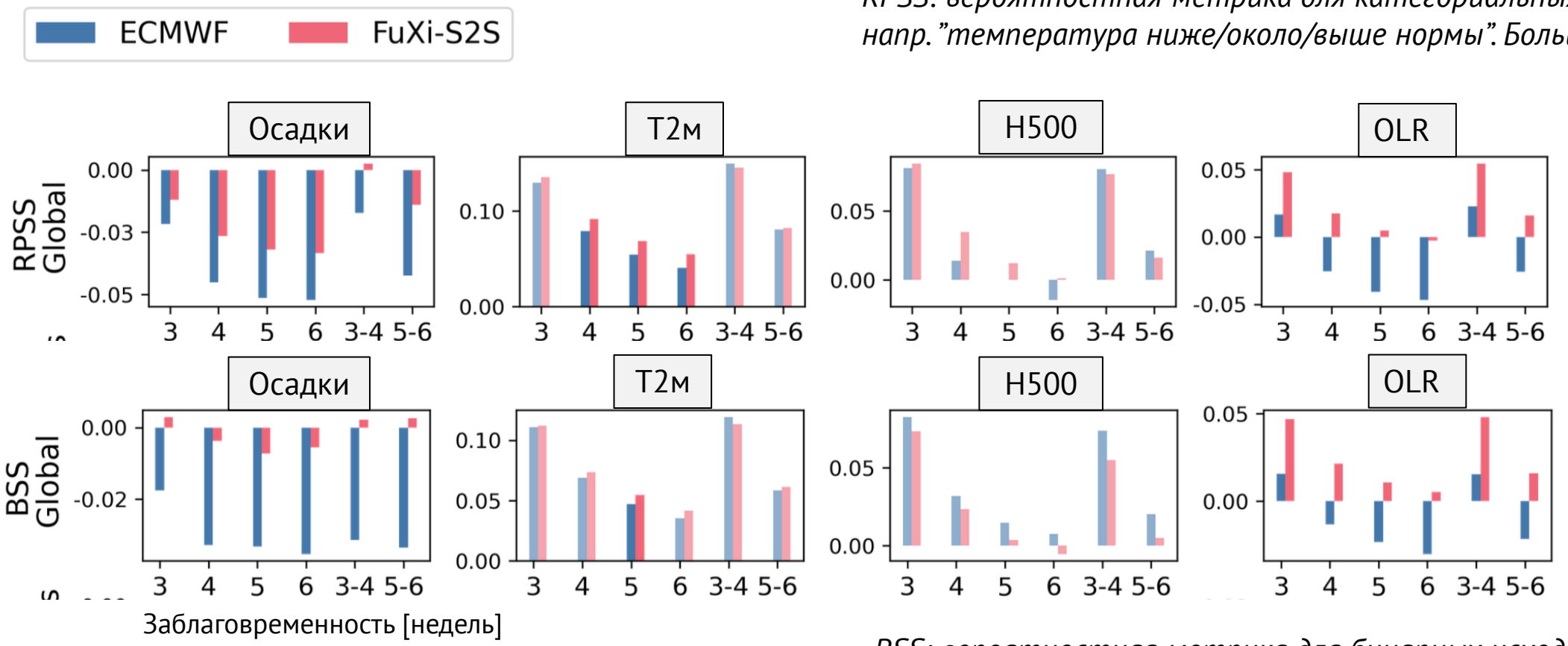


RMSE:



FuXi-S2S

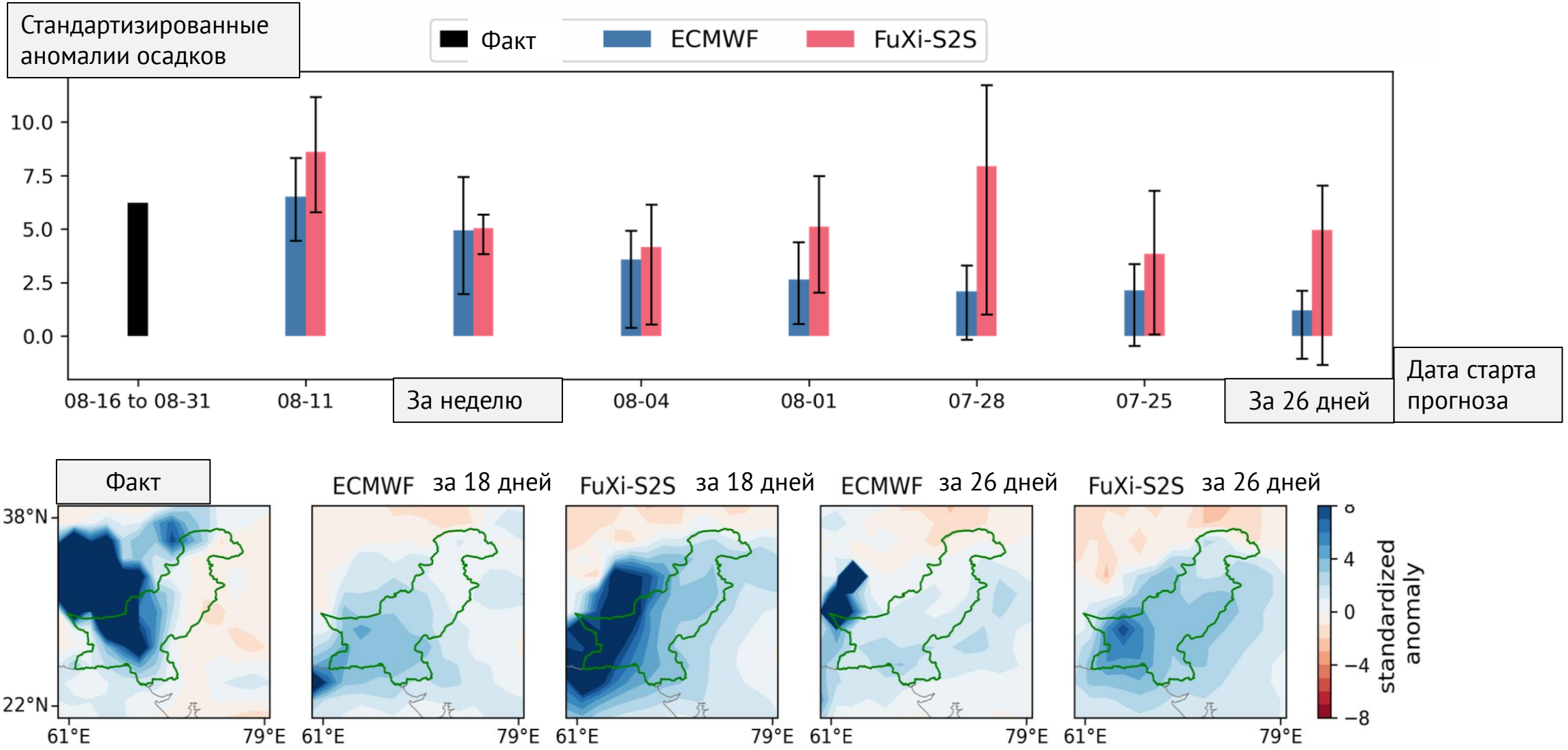
Лучшие глобально-осредненные **оценки ансамблевых прогнозов** по сравнению с ECMWF-S2S (тестовая выборка 2017-2021 гг., ERA5)



RPSS: вероятностная метрика для категориальных исходов, напр.”температура ниже/около/выше нормы”. Больше = лучше.

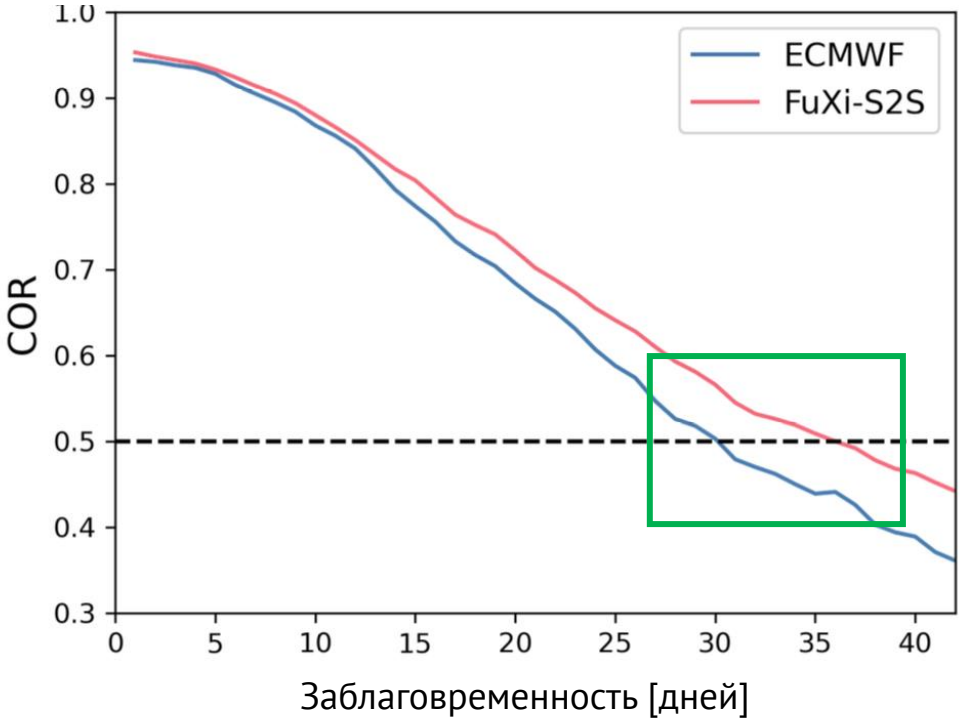
BSS: вероятностная метрика для бинарных исходов, напр.”превысят ли осадки 90ый процентиль”. Больше = лучше.

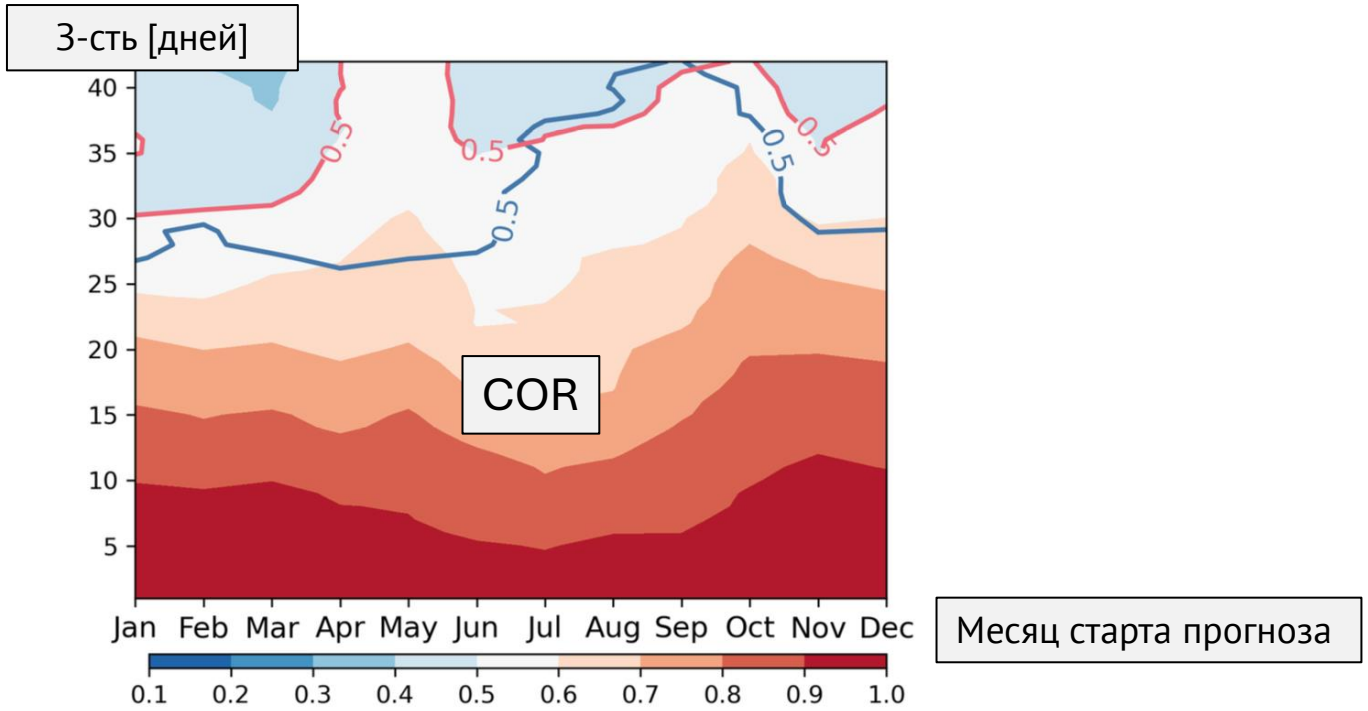
С заблаговременностью 26 суток спрогнозировано наводнение в Пакистане 16-31 августа 2022 г.

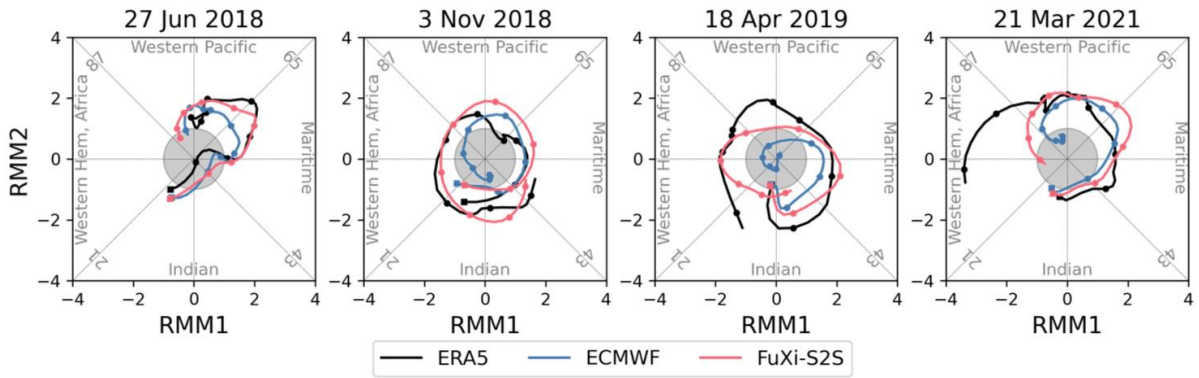


FuXi-S2S

Увеличена заблаговременность значимого прогноза (COR>0.5) Осцилляции Маддена-Джулиана с 30 до 36 суток, по сравнению с ECMWF-S2S (тестовая выборка 2017-2021 гг.)



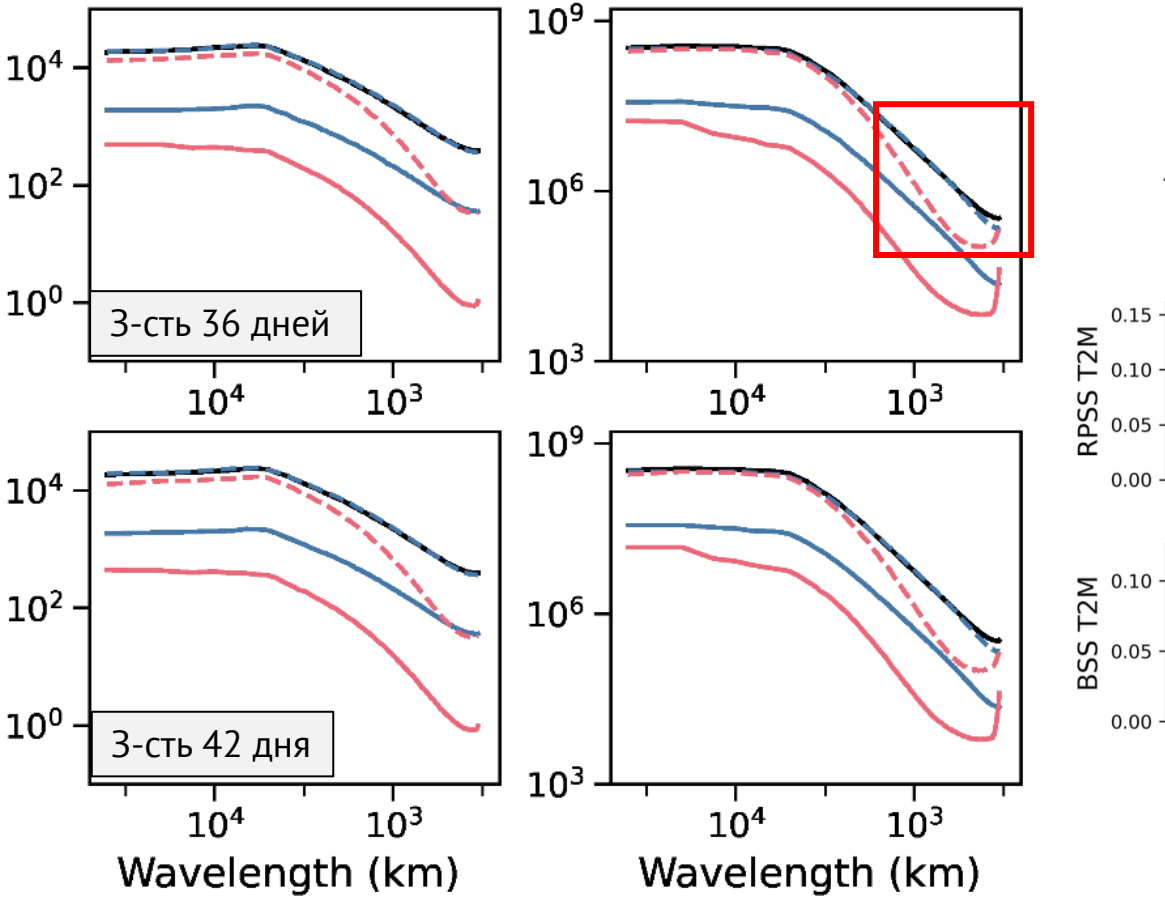




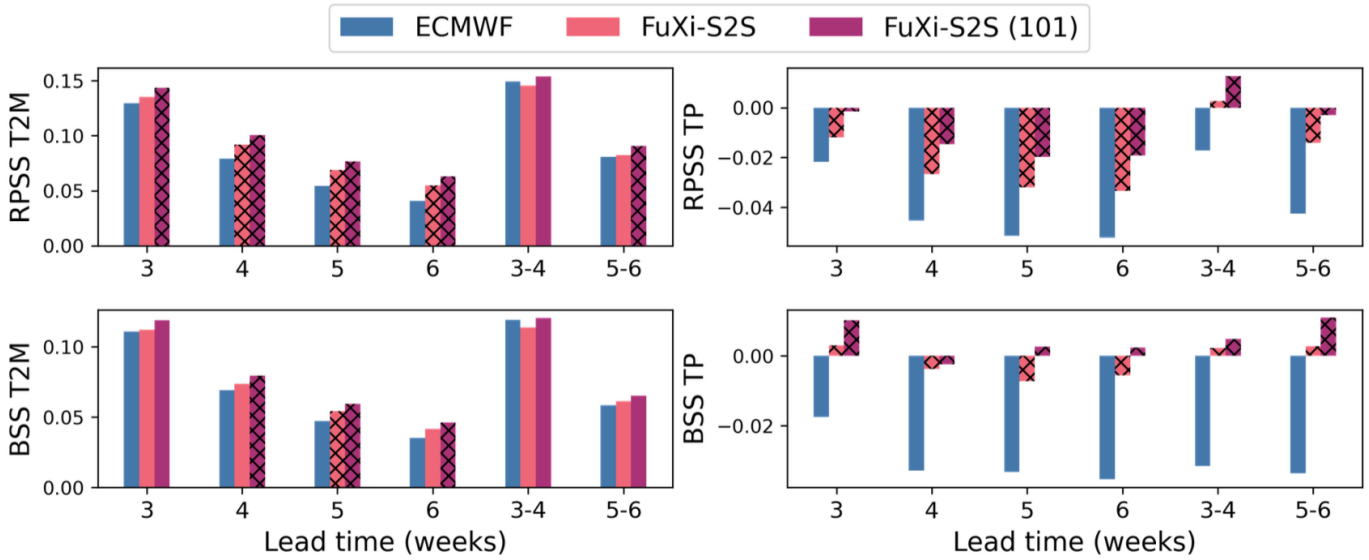
FuXi-S2S

Энергетические спектры 2017-2021 гг., глобально.

Авторы подчеркивают проблему сглаживания полей

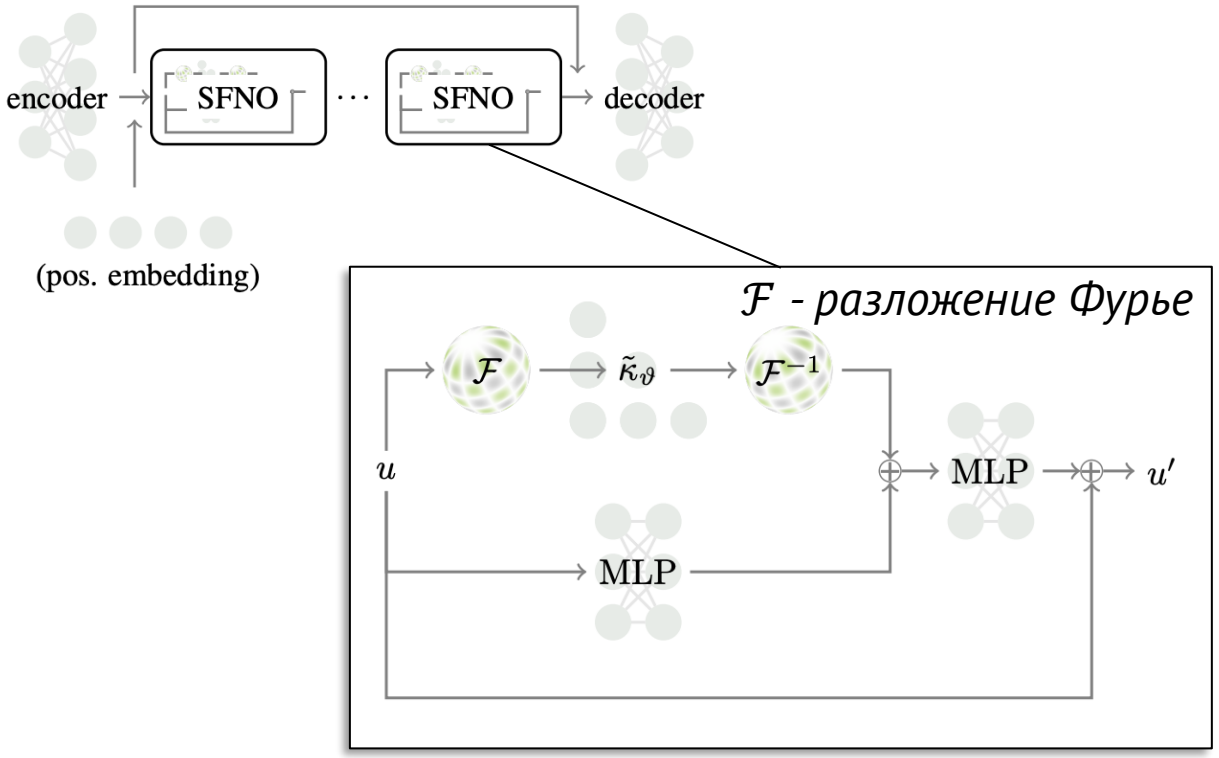


Улучшение метрик при (дешевом) увеличении ансамбля

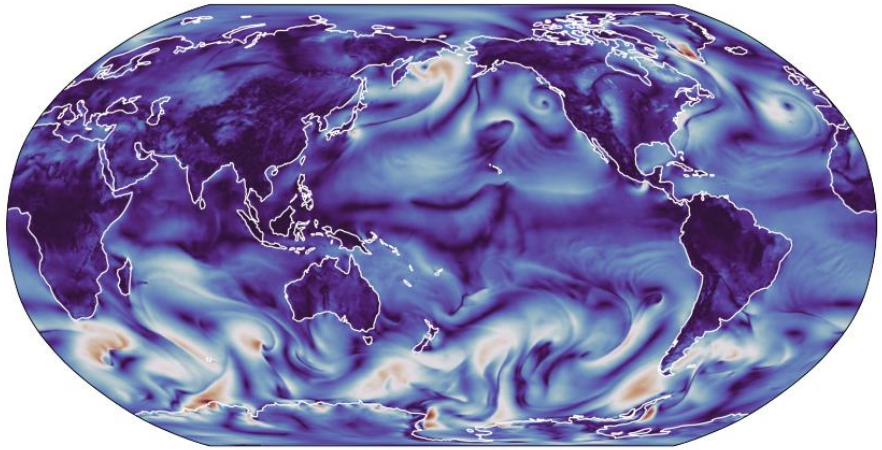


Климатическая нейросетевая модель ACE2 [Ai2, GFDL NOAA]

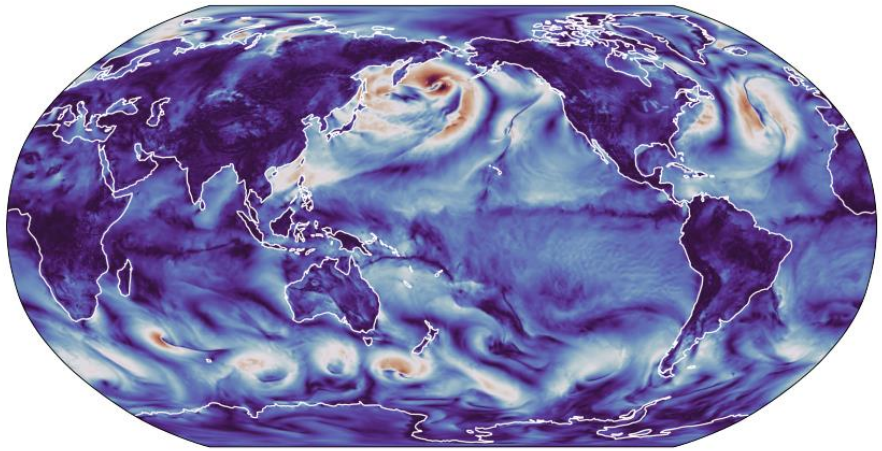
Архитектура: сферический нейронный оператор Фурье (SFNO)



Ветер 10 м, **<u>годовой прогноз</u>** (1450 шагов с инициализации)



SFNO



Факт

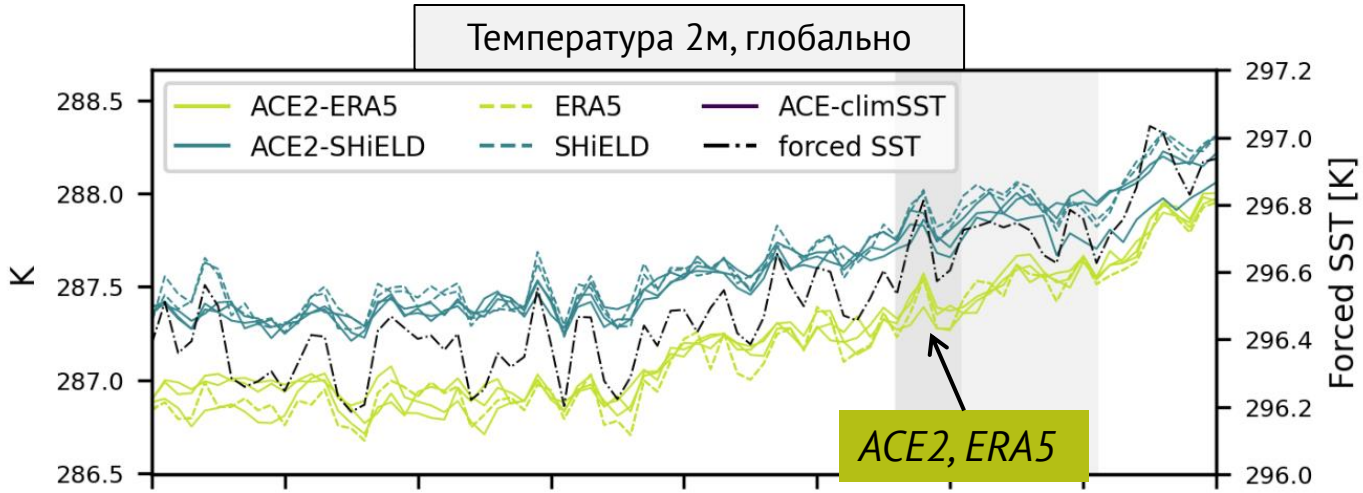
Bonev B. et al. Spherical fourier neural operators: Learning stable dynamics on the sphere //International conference on machine learning. – PMLR, 2023. – С. 2806-2823.

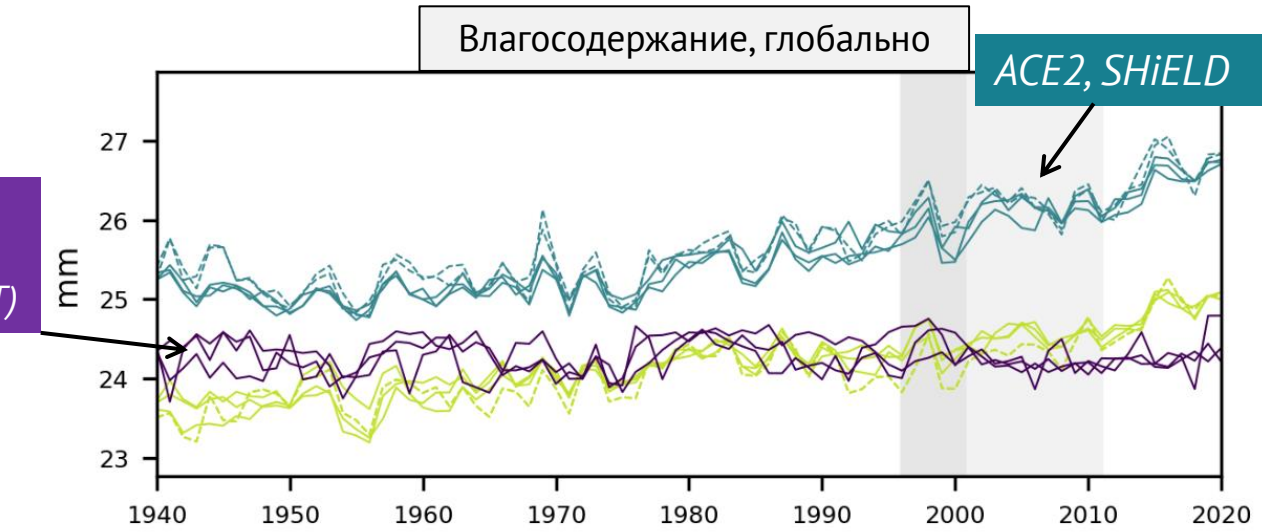
ACE2 [Ai2, GFDL NOAA]

Статус	npj Climate and Atmospheric Science, 2025 · исследовательская модель, код и веса открыты
Тип / функция потерь	Детерминированная; **MSE по развёртке из 2 шагов (12 ч)**, с весами переменных
Архитектура	SFNO (сферический фурье-нейрооператор), 450 млн параметров
Физические ограничения	**Сохранение массы сухого воздуха и влаги; влажность, осадки и потоки радиации ⩾ 0**
Данные обучения	Два варианта: реанализ ERA5 (1940–2022) и прогон модели SHiELD GFDL (1°) с форсингом SST
Разбиение (ERA5)	Обучение 1940–1995, 2011–2019, 2021–2022 · валидация 1996–2000 · тест 2001–2010 и 2020
Разрешение / шаг	1°, 8 вертикальных слоёв (до 0-3 гПа, в зависимости от данных обучения); 6 ч
Внешние воздействия	**Задаются, а не прогнозируются: SST, морской лёд, CO_2 (глобальное среднее), солнечная радиация**
Длина развёртки	81 год (1940–2020) с форсингом SST
Вычисления	Обучение ~4,5 сут на 8 GPU H100 · **~1500 модельных лет в сутки на одном H100**

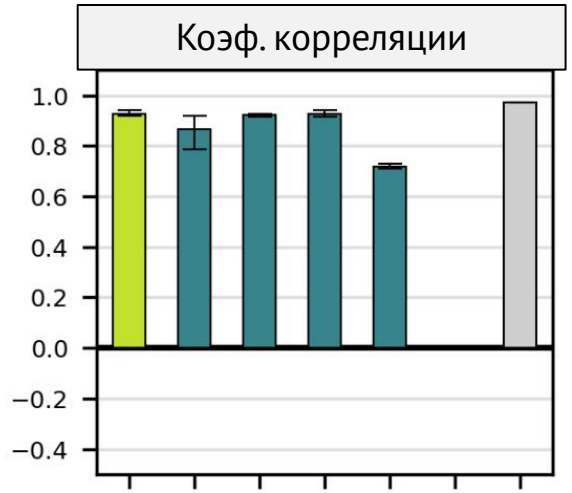
Watt-Meyer O. et al. ACE2: accurately learning subseasonal to decadal atmospheric variability and forced responses // npj Clim. Atmos. Sci. 2025

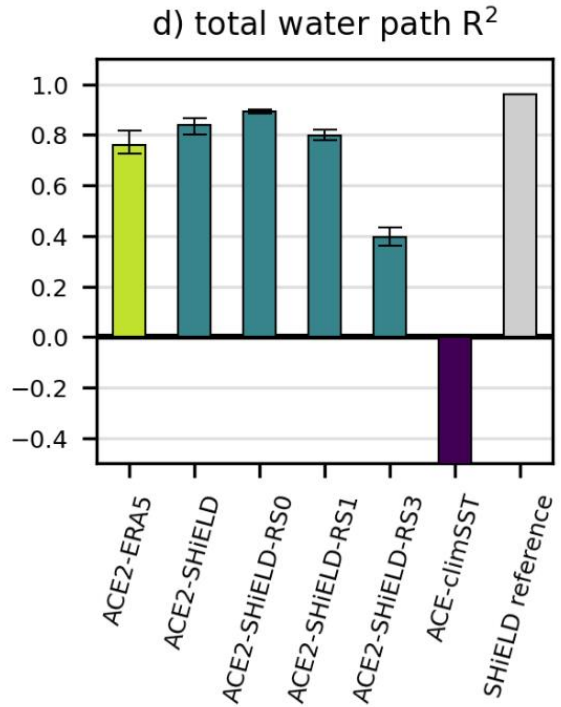
ACE2





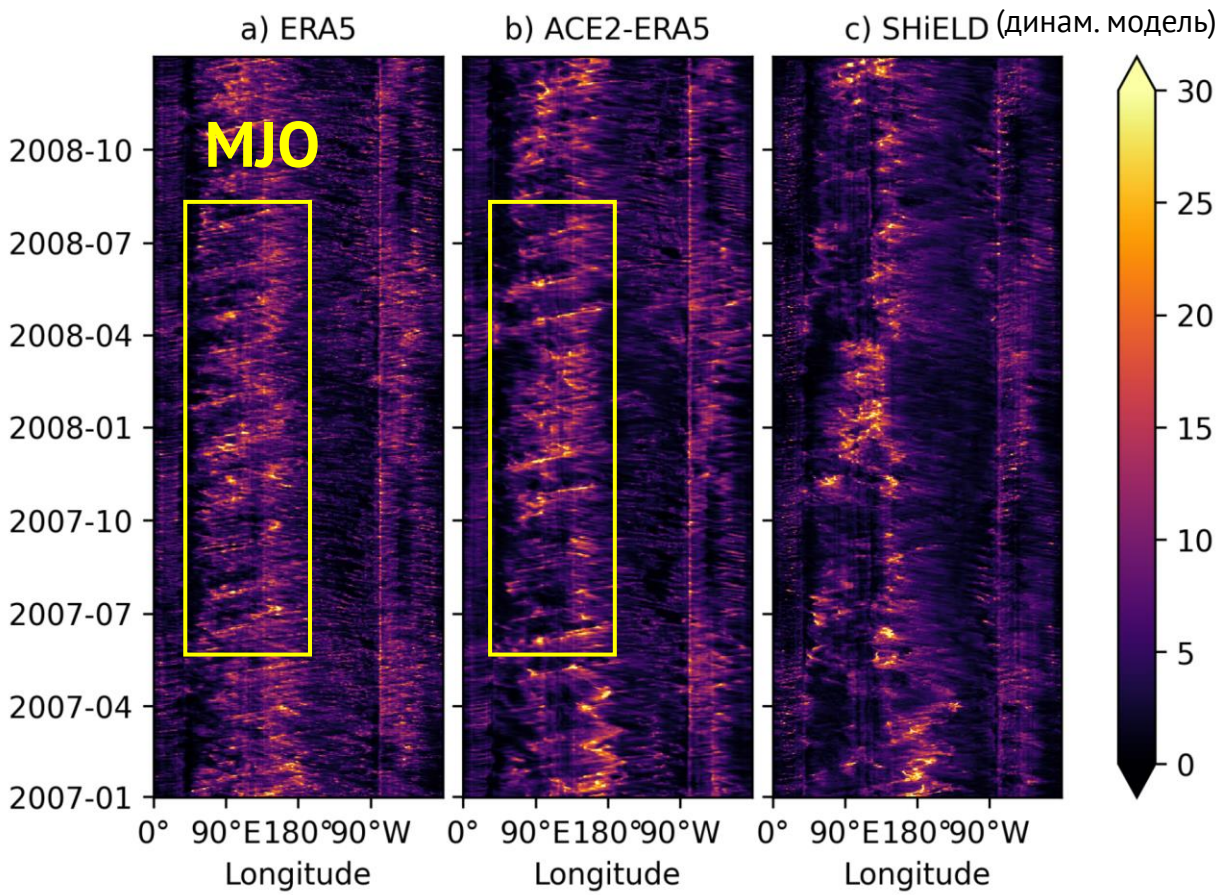
ACE2 без форсинга (климат SST)



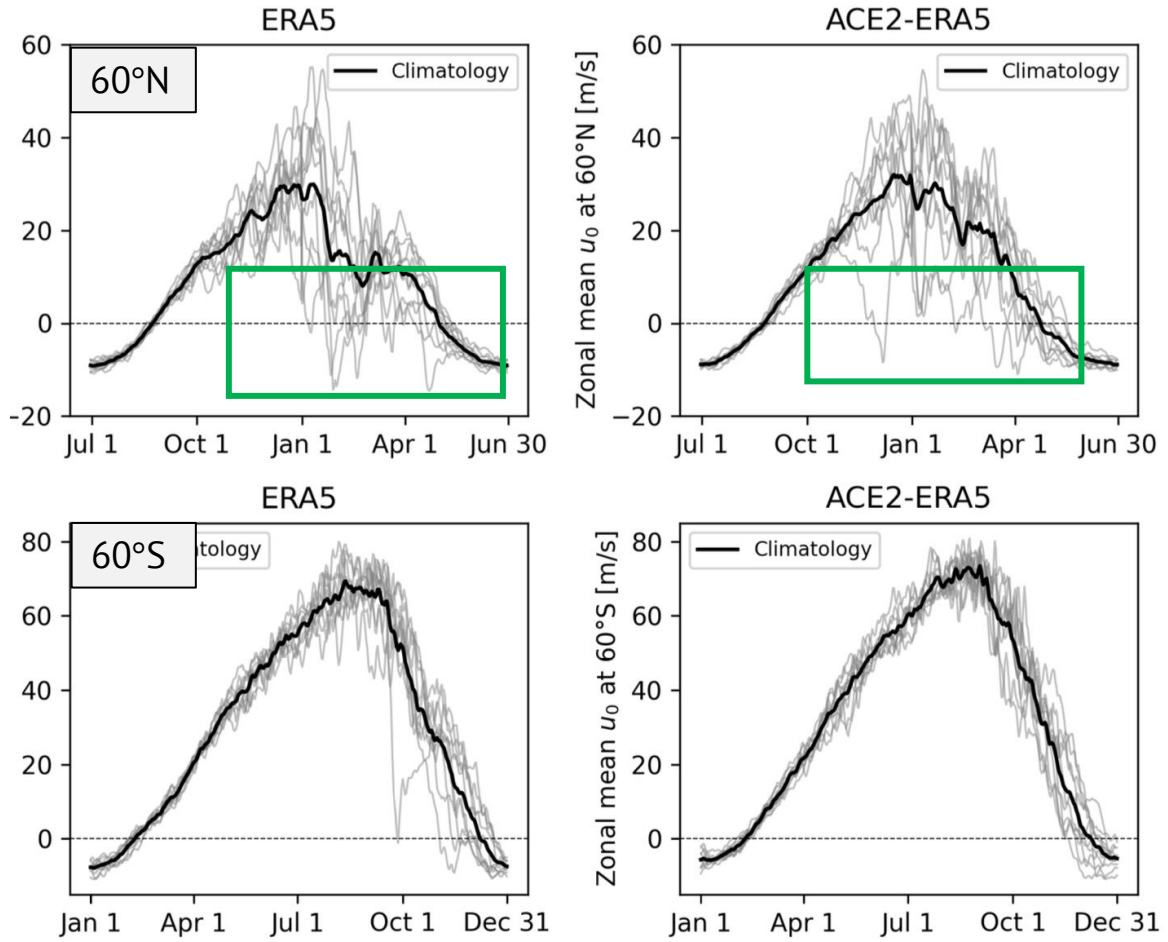


Стабильная развертка 81 год ***~118000 6-ти часовых шагов***

Суточные осадки осредненные от 10°S до 10°N [мм/день]



Зонально-осредненная компонента ветра u_0 (выше 50 гПа)



Стратосферные потепления

Содержание

1 Формулировка нейросетевой модели прогноза погоды

2 Классификация применений

3 Преимущества и ограничения нейросетевых моделей

4 Среднесрочные модели

5 Субсезонные и климатические модели

6 Предобученные и гибридные модели

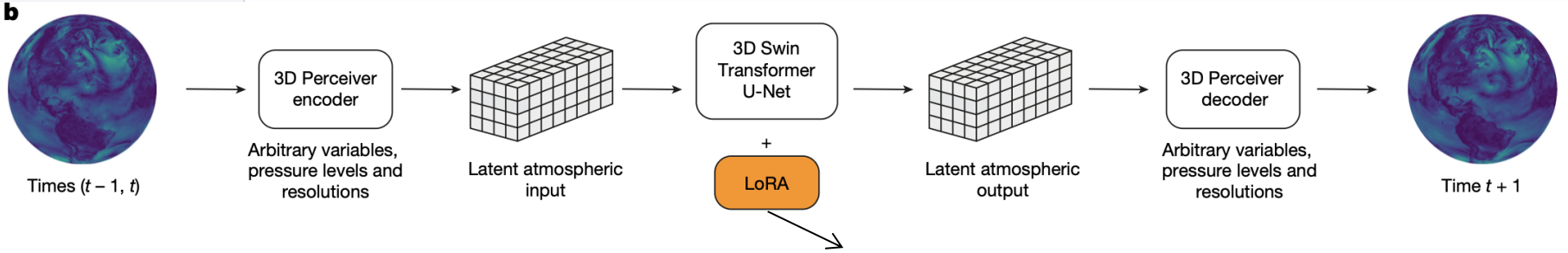
7 Разработки моделей машинного обучения в Гидрометцентре России

8 Резюме

Предобученная «фундаментальная» модель Aurora [Microsoft]

«Фундаментальная модель»: предобучение —> дообучение под разные задачи

Статус	Nature, 2025 · исследовательская модель, код и веса открыты
Тип / функция потерь	Детерминированная; MAE (средняя абсолютная ошибка)
Архитектура	3D-Perceiver-энкодер (создаются эмбеддинги патчей **по любым переменным, уровням и разрешению → латентное представление на 3 уровнях**) → процессор: 3D Swin-трансформер U-Net, 48 слоёв → 3D-Perceiver-декодер; **1,3 млрд параметров**
Предобучение	**> 1 млн часов разнородных данных: ERA5, прогнозы HRES и GFS, анализ GFS, CMIP6; прогноз на 1 шаг (6 ч)**
Дообучение	Отдельная модель под каждую задачу: **дообучаются все веса на 1–2 шага → развёртка обучается с LoRA, градиенты с последнего шага развертки**
Задачи	Качество воздуха (CAMS, 0,4°, 5 сут) · морское волнение (HRES-WAM, 0,25°, 10 сут) · траектории ТЦ (5 сут) · погода 0,1° и 0,25° (10 сут)
Шаг / входы	6 ч (качество воздуха — 12 ч); на входе состояния в моменты t − Δt и t
Верификация	Каждая задача — против «своей» оперативной системы по её же анализу; тест 2022 (ТЦ — 2022–2023, качество воздуха — июнь–ноябрь 2022)
Макс. заблаговременность	10 сут (качество воздуха и ТЦ — 5 сут)
Вычисления	**Предобучение ~2,5 недели на 32 GPU A100 · каждое дообучение — недели** · прогноз качества воздуха ~10^5 раз быстрее CAMS

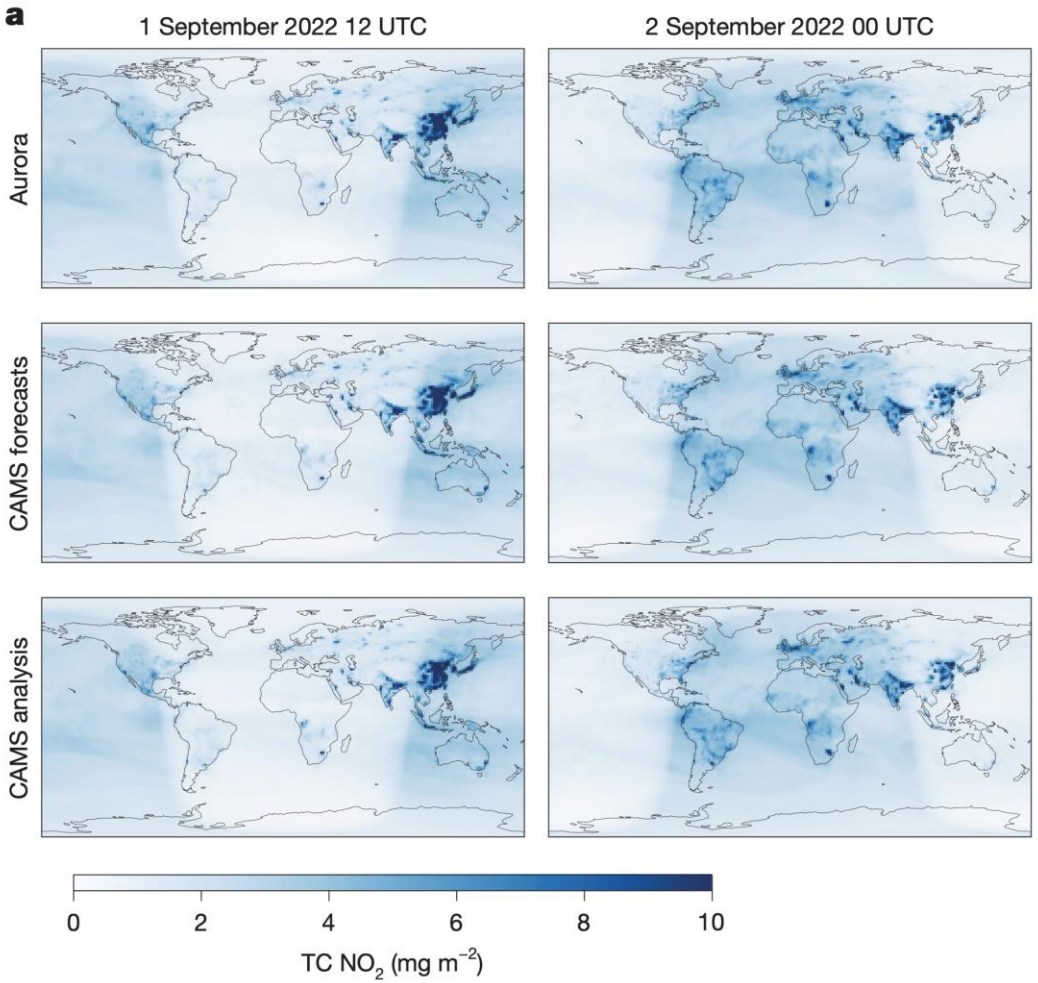


Низкоранговая адаптация: $W' = W + \Delta W = W + BA,\ B \in \mathbb{R}^{d \times r},\ A \in \mathbb{R}^{r \times d},\ r \ll d$

Bodnar C. et al. A foundation model for the Earth system // Nature. 2025. Т. 641. С. 1180–1187

Дообучение Aurora на анализе CAMS и реанализе EAC4 (хим. состав атмосферы), 0.4°, прогноз на 5 суток

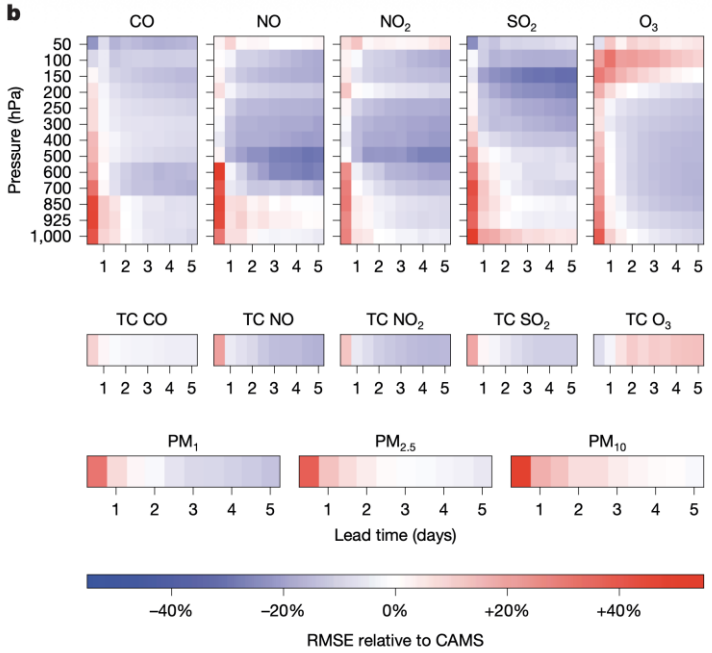
Aurora корректно воспроизводит суточный ход NO_2 в атмосферном столбе



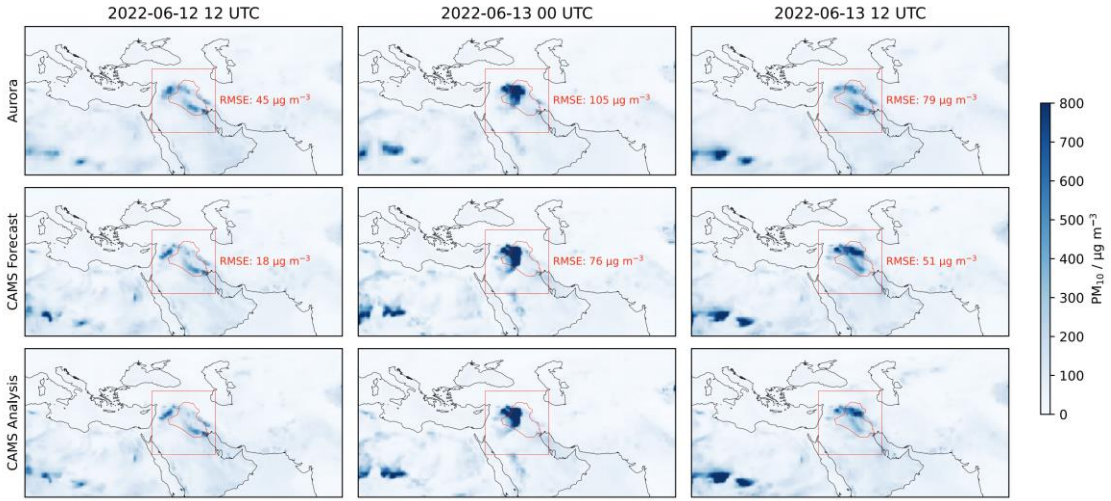
Однако:

- На входе модели нет эмиссий
- Тестовый период только теплый сезон 2022 г.
- Нет сравнения со станционными измерениями (только с реанализом CAMS)

*RMSE прогноза Aurora **меньше или равно** RMSE CAMS на 74% переменных*

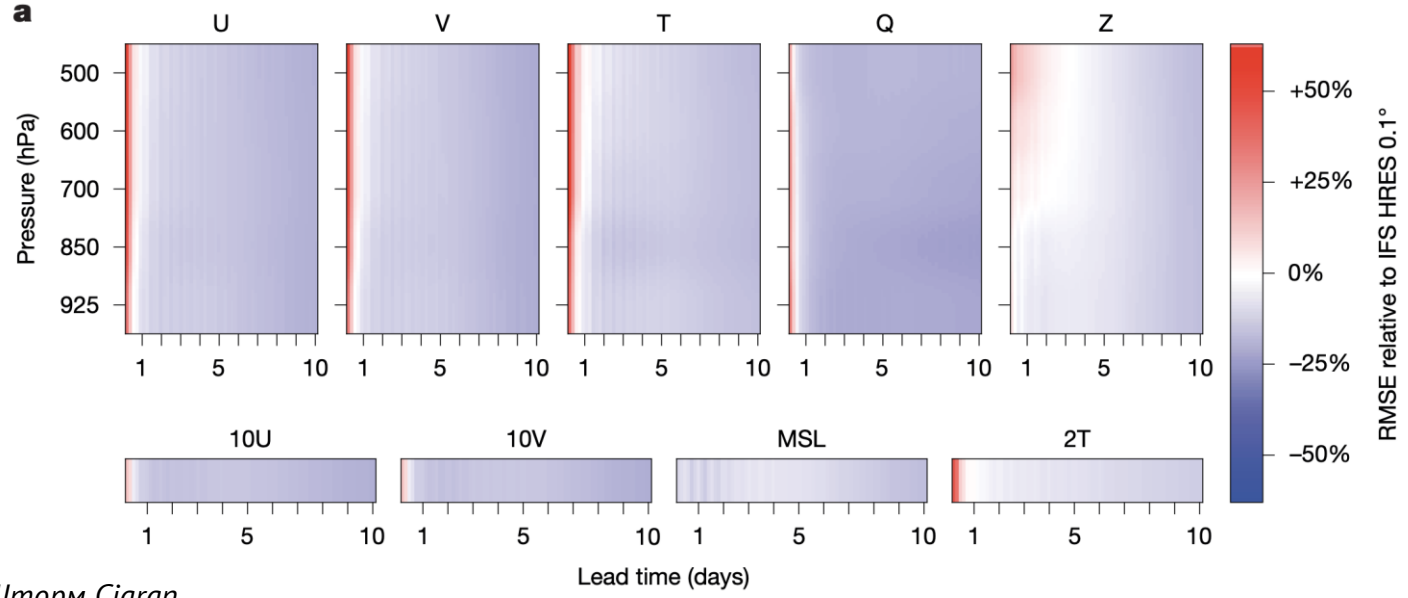


Суточный прогноз песчаной бури (PM_{10}) в Ираке 13 июня 2022 г.

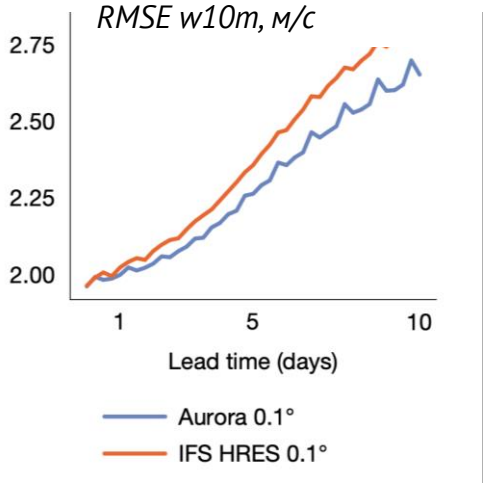


Дообучение Aurora на IFS-HRES, 0.1°

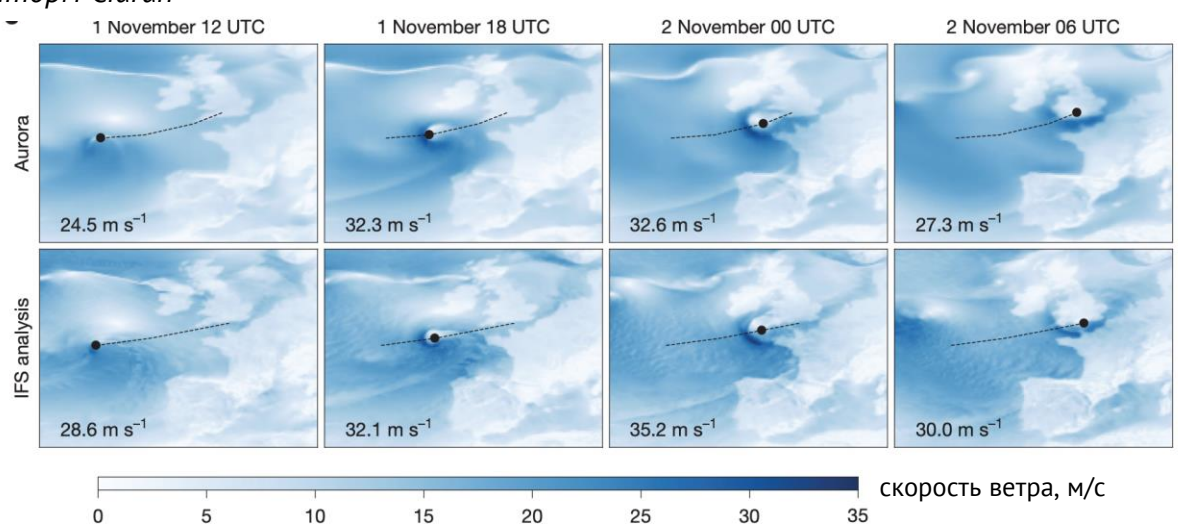
RMSE прогноза Aurora < RMSE HRES на 92% проверенных переменных, 2022 г, анализ HRES.

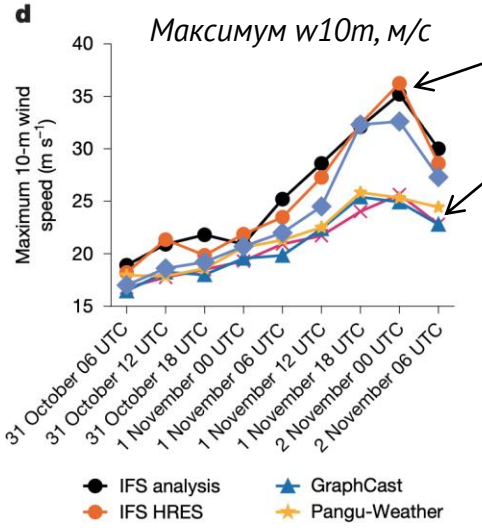


RMSE прогноза скорости ветра Aurora < RMSE HRES на всех заблаговременностях до 10 суток, ***сравнение со станционными измерениями***



Шторм Ciaran





IFS HRES, IFS анализ, Aurora

Другие нейросети

Единственная нейросетевая модель, которая корректно спрогнозировала интенсивность шторма Ciaran.

Однако*, результаты для Ciaran показаны на небольшой забл-сти (2 суток), без дообучения на развертках с LoRA. Компромисс между лучшим RMSE и прогнозом экстремумов.*

+ лучший прогноз треков тропических циклонов по сравнению с семью официальными детерминированными системами (без оценок интенсивности)

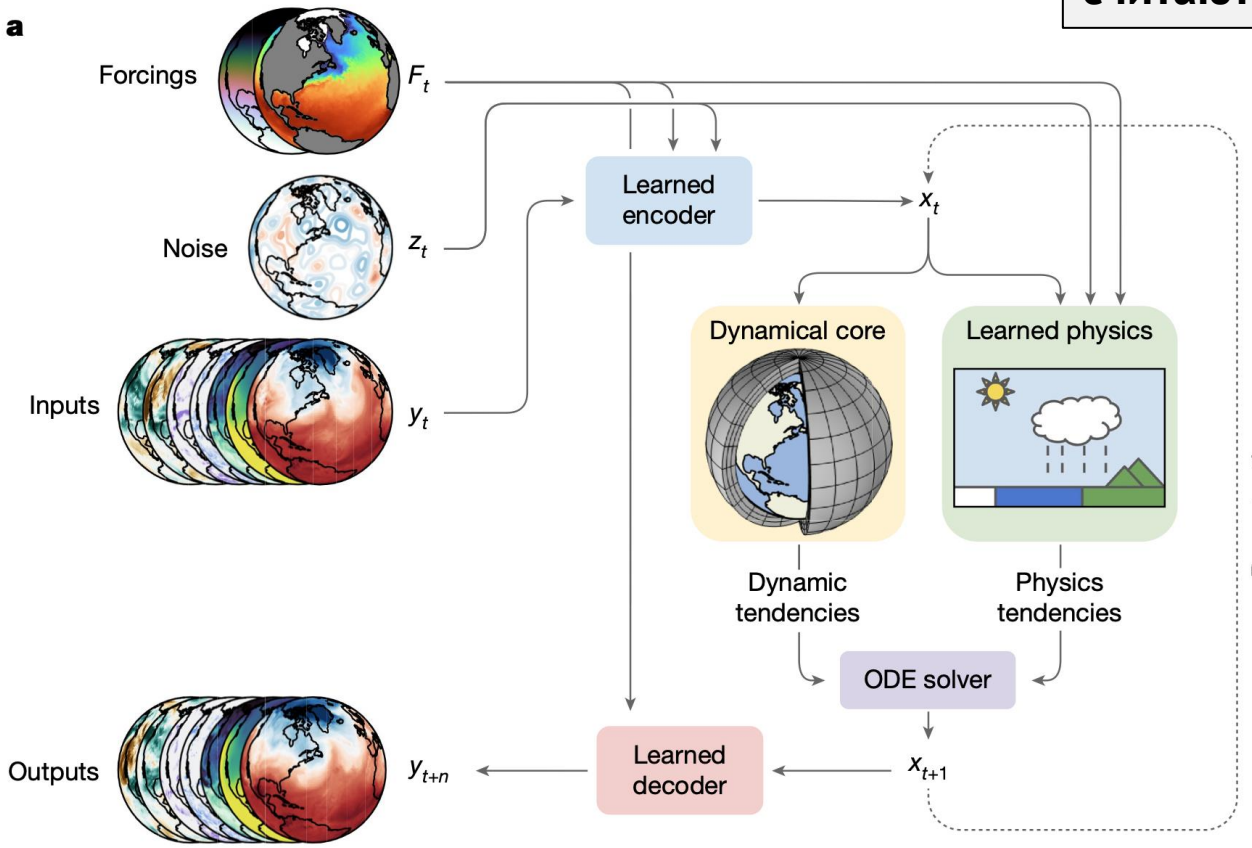
+ дообучение на анализе HRES-WAM (океанические волны): лучше модели HRES-WAM на 86% переменных

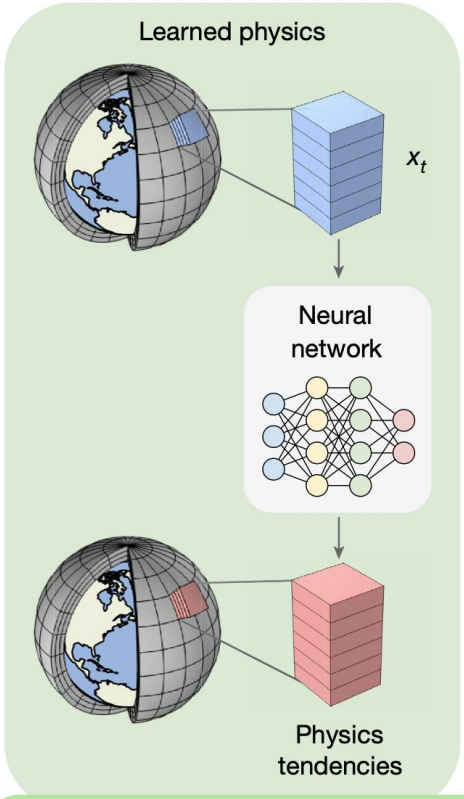
Авторы показывают, что ***на результаты значительное влияние оказывает именно предобучение на большом объеме разнородных данных***

NeuralGCM [Google Research + Google DeepMind, ECMWF, MIT, Harvard]

Динамическое ядро + ***Нейросеть***

Обучение онлайн (обратный проход через всю модель, в т.ч. через динамическое ядро), **потери считаются по траектории прогноза** (развертке)





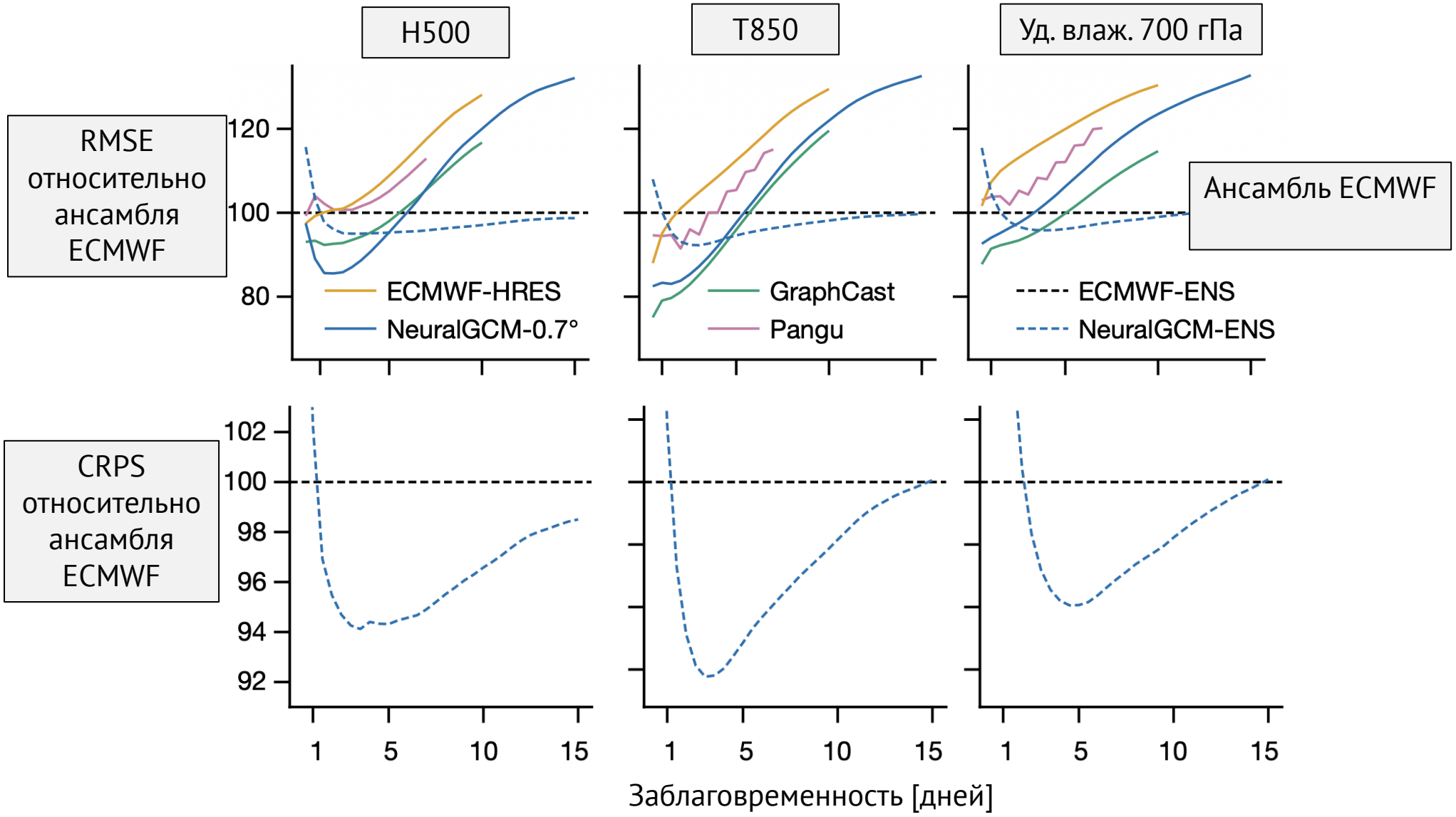
Encoder-Decoder (MLP) – вертикальная интерполяция, коррекция отклонений

Нейросеть (MLP) задает параметризации (облачность, конвекция, осадки…), одна MLP на всю сетку

Две версии: NeuralGCM и NeuralGCM-ENS (ансамбль)

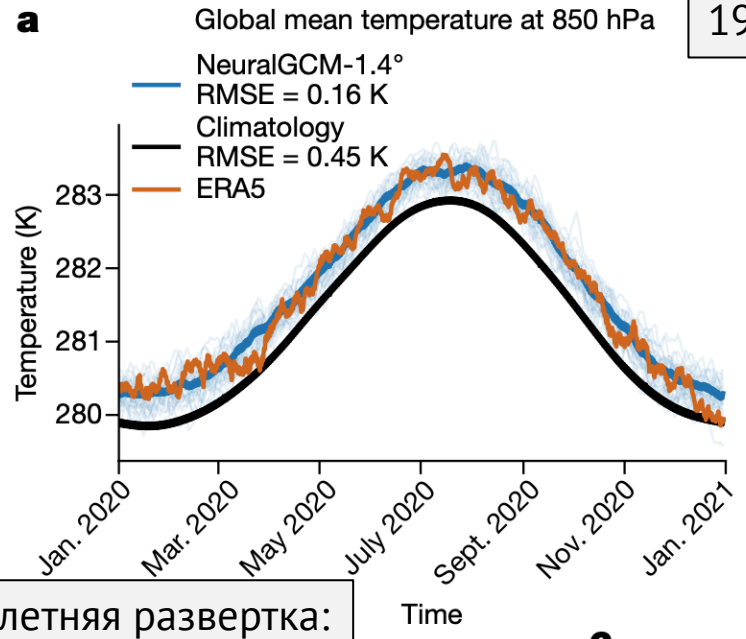
Kochkov, D., Yuval, J., Langmore, I. *et al.* Neural general circulation models for weather and climate. *Nature* 632, 1060–1066 (2024).

Глобальные оценки

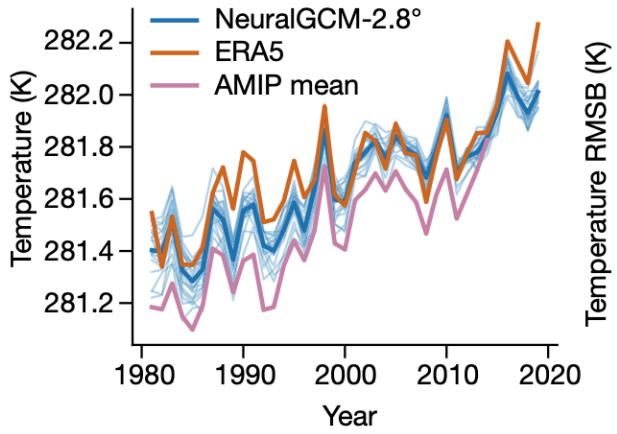


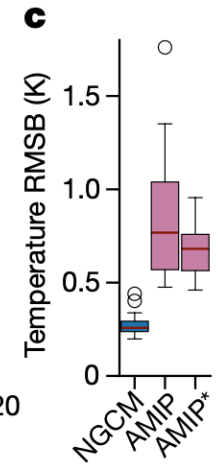
Стабильные долгосрочные развертки

Годовая развертка:

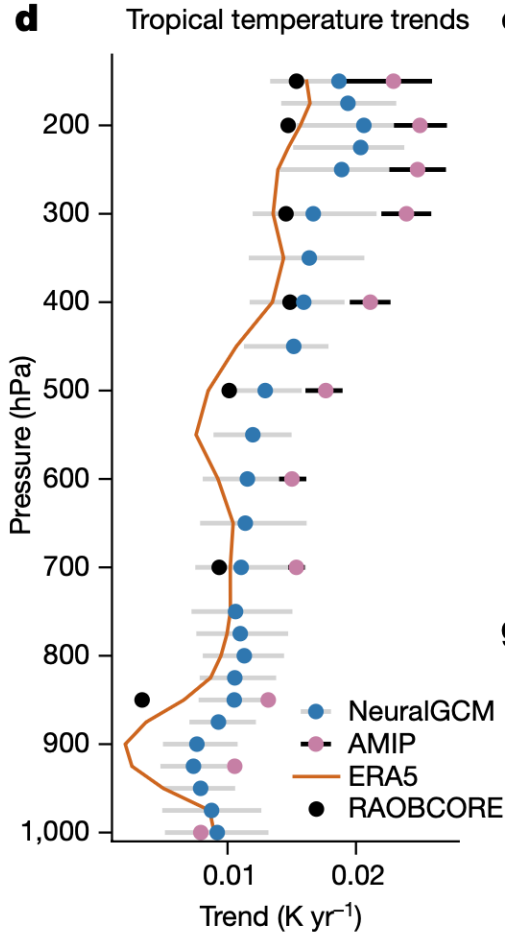


30 - летняя развертка:

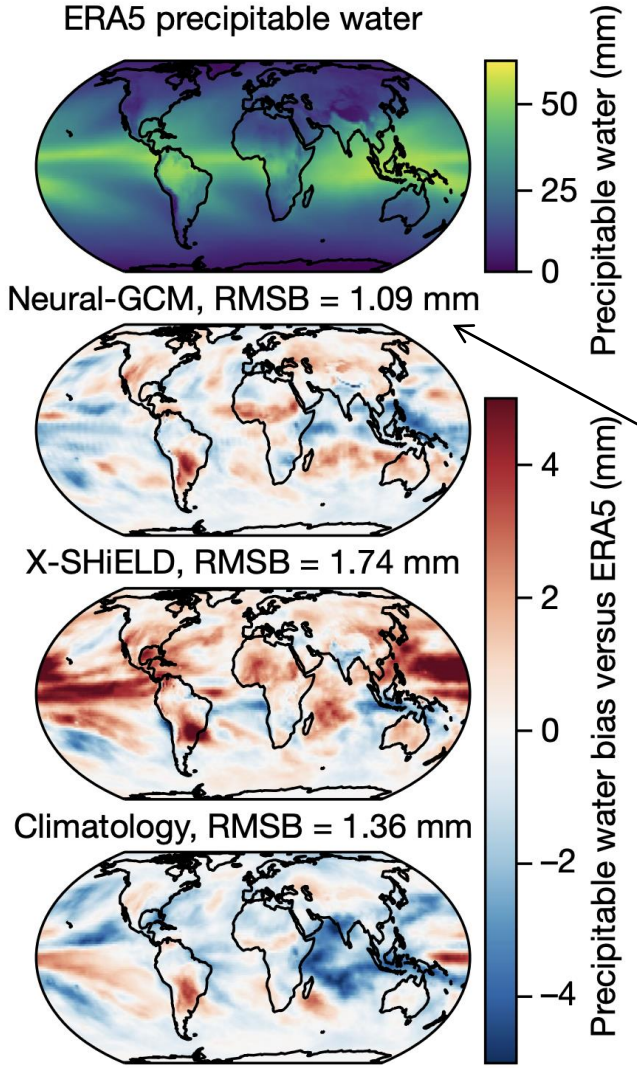




Профиль тренда температуры в тропических широтах (20°S-20°N) 1981-2014:

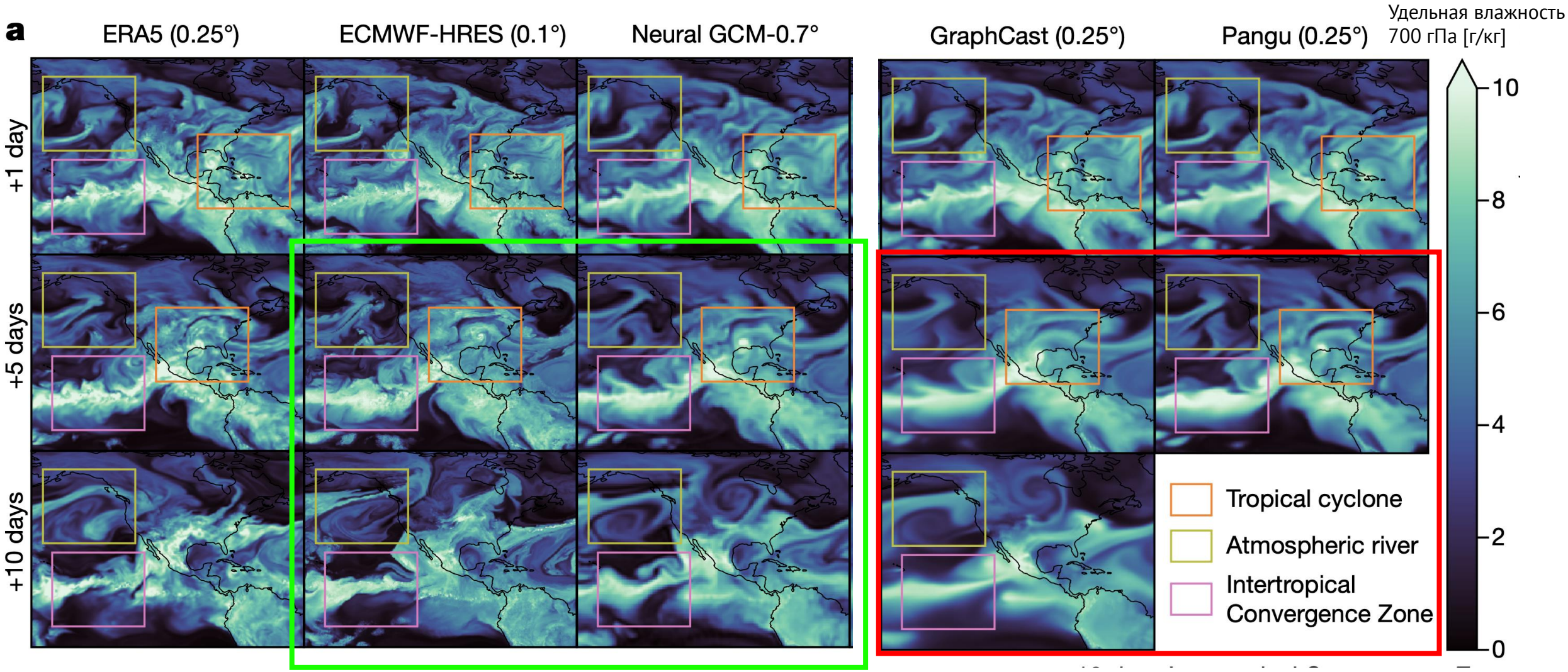


Осредненные осадки за 2020 г., инициализация прогноза за 90 дней до начала года:



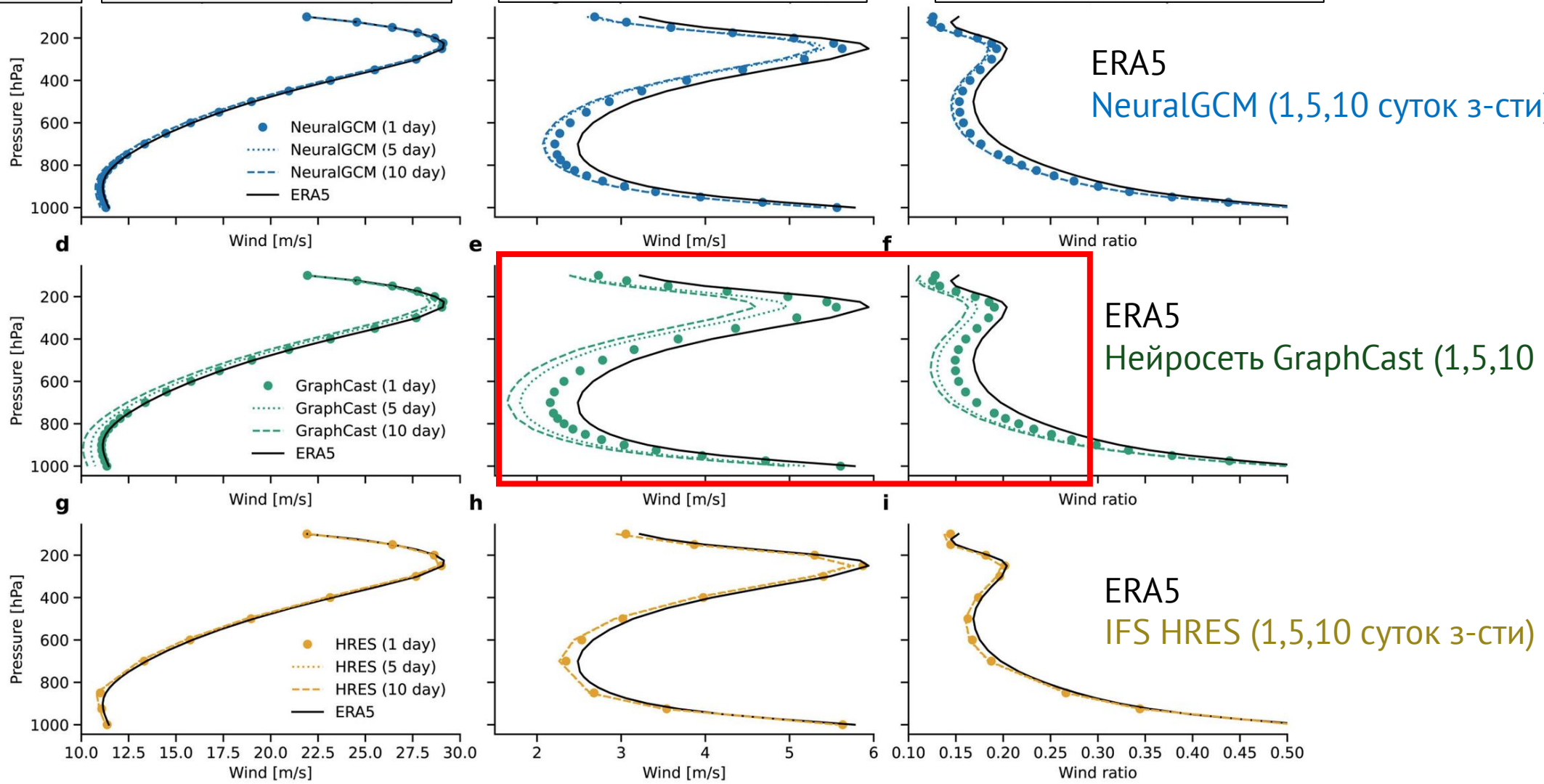
Наименьшее систематическое отклонение

Менее сглаженные поля по сравнению с другими нейросетевыми моделями



Лучшее воспроизведение геострофического баланса по сравнению с другими нейросетевыми моделями

Профили | Геострофический ветер | Агеострофический ветер | a-/геострофический ветер



ERA5
NeuralGCM (1,5,10 суток з-сти)

ERA5
Нейросеть GraphCast (1,5,10 суток з-сти)

ERA5
IFS HRES (1,5,10 суток з-сти)

Содержание

1 Формулировка нейросетевой модели прогноза погоды

2 Классификация применений

3 Преимущества и ограничения нейросетевых моделей

4 Среднесрочные модели

5 Субсезонные и климатические модели

6 Предобученные и гибридные модели

7 Разработки моделей машинного обучения в Гидрометцентре России

8 Резюме

Нейросетевая коррекция прогнозов O_3 и PM_{10} химической транспортной модели CHIMERE

$$\left(T_{2м}\ \ dT_{200м}\ \ Pr\ \ H_{АПС}\ \ W_{10м}\ \ dd_{750м}\ \ PM_{10}\ \ \ldots \right)$$

Прогноз в ячейке COSMO/CHIMERE, час

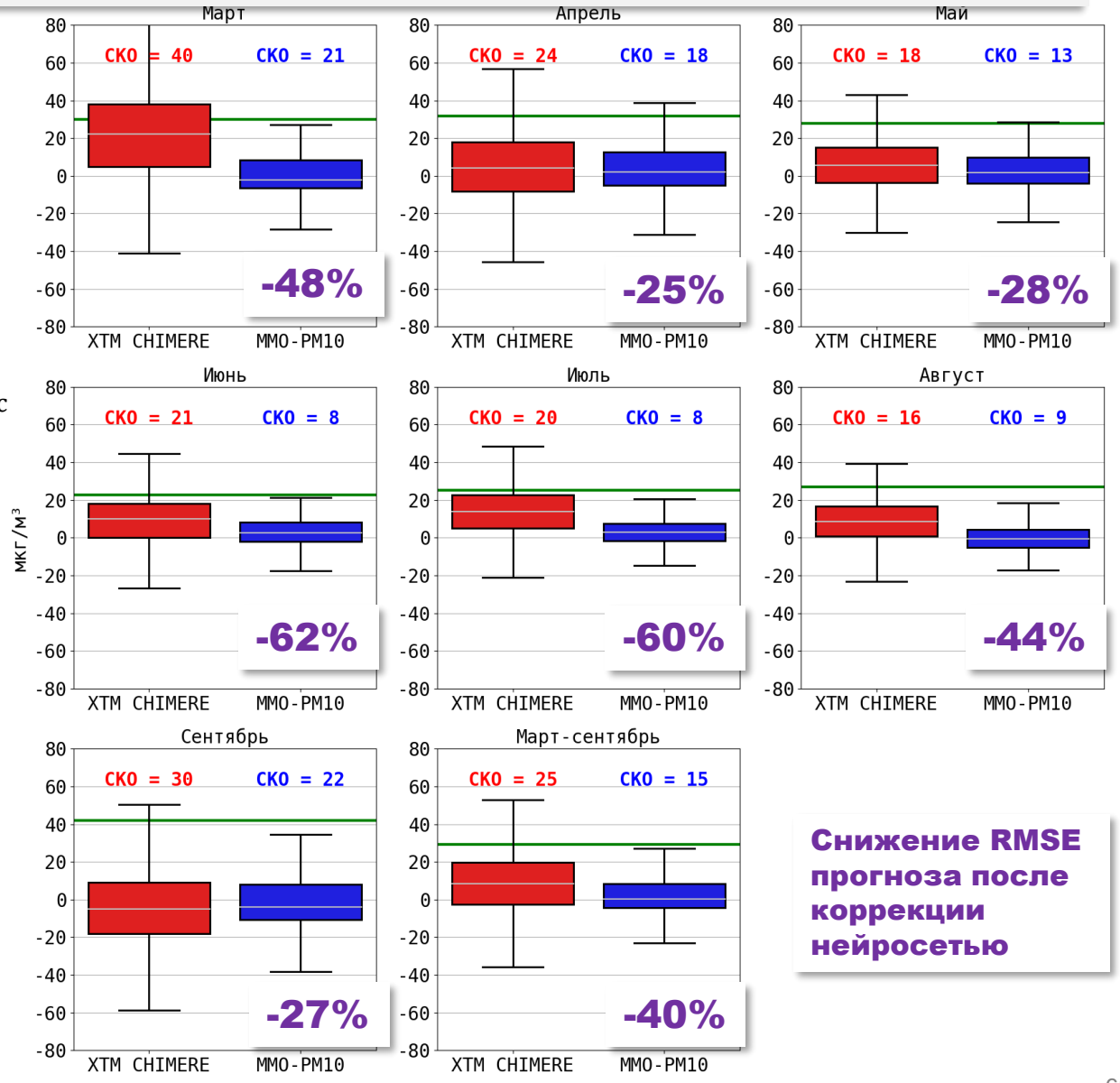
↓

Нейросеть

↓

PM_{10} измерение в ячейке, час

*Распределения отклонений прогнозов PM_{10} **CHIMERE** и **нейросети**. Март-сентябрь 2024 г., все станции (независимая выборка).*

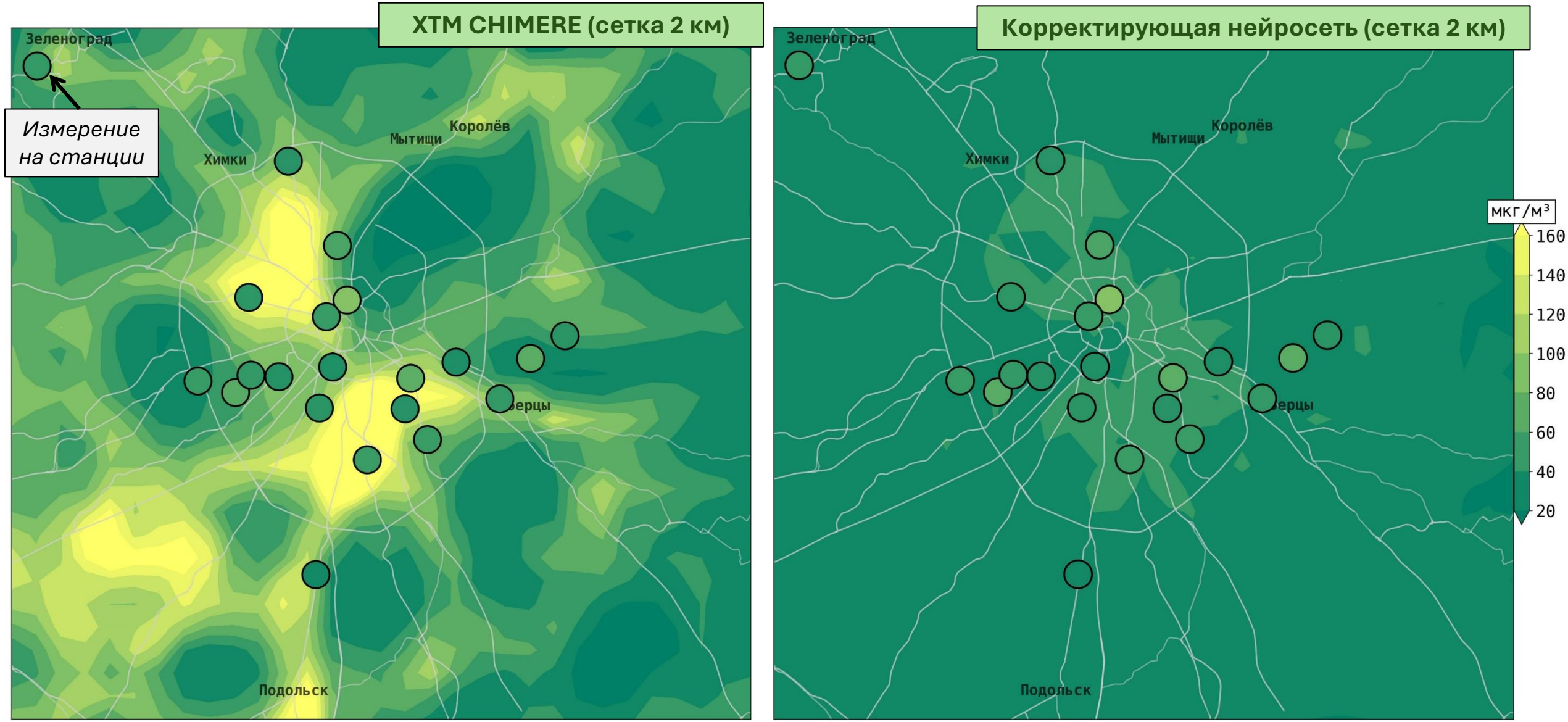


Снижение RMSE прогноза после коррекции нейросетью

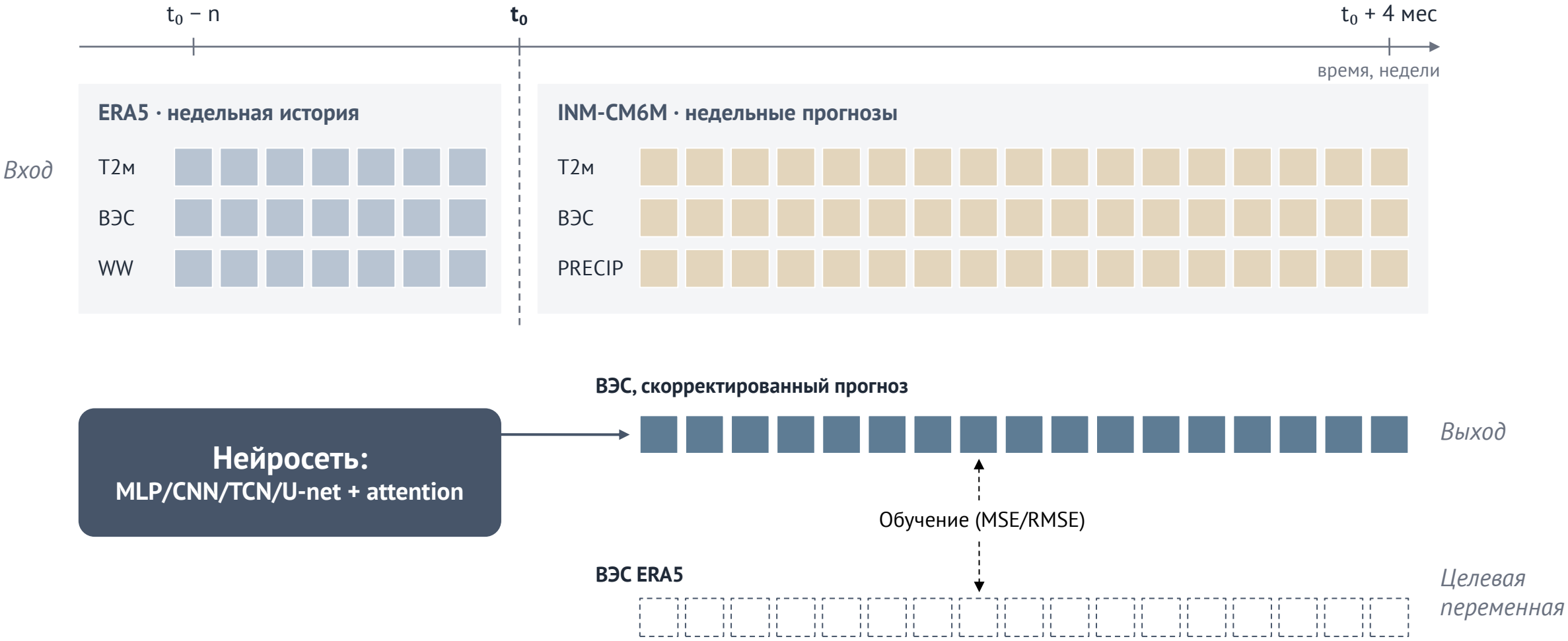
Борисов Д. В. Постпроцессинг численных прогнозов концентраций взвешенных частиц (PM_{10}) и приземного озона (O_3) с использованием моделей машинного обучения : дис. ... канд. геогр. наук : 1.6.18 / Борисов Данил Владимирович. — Москва, 2025. — 152 с.

Нейросетевая коррекция прогнозов O_3 и PM_{10} химической транспортной модели CHIMERE

Прогноз PM_{10} 29 мая 12:00



Нейросетевая коррекция прогнозов водного эквивалента (ВЭС) снега по модели INM-CM6M

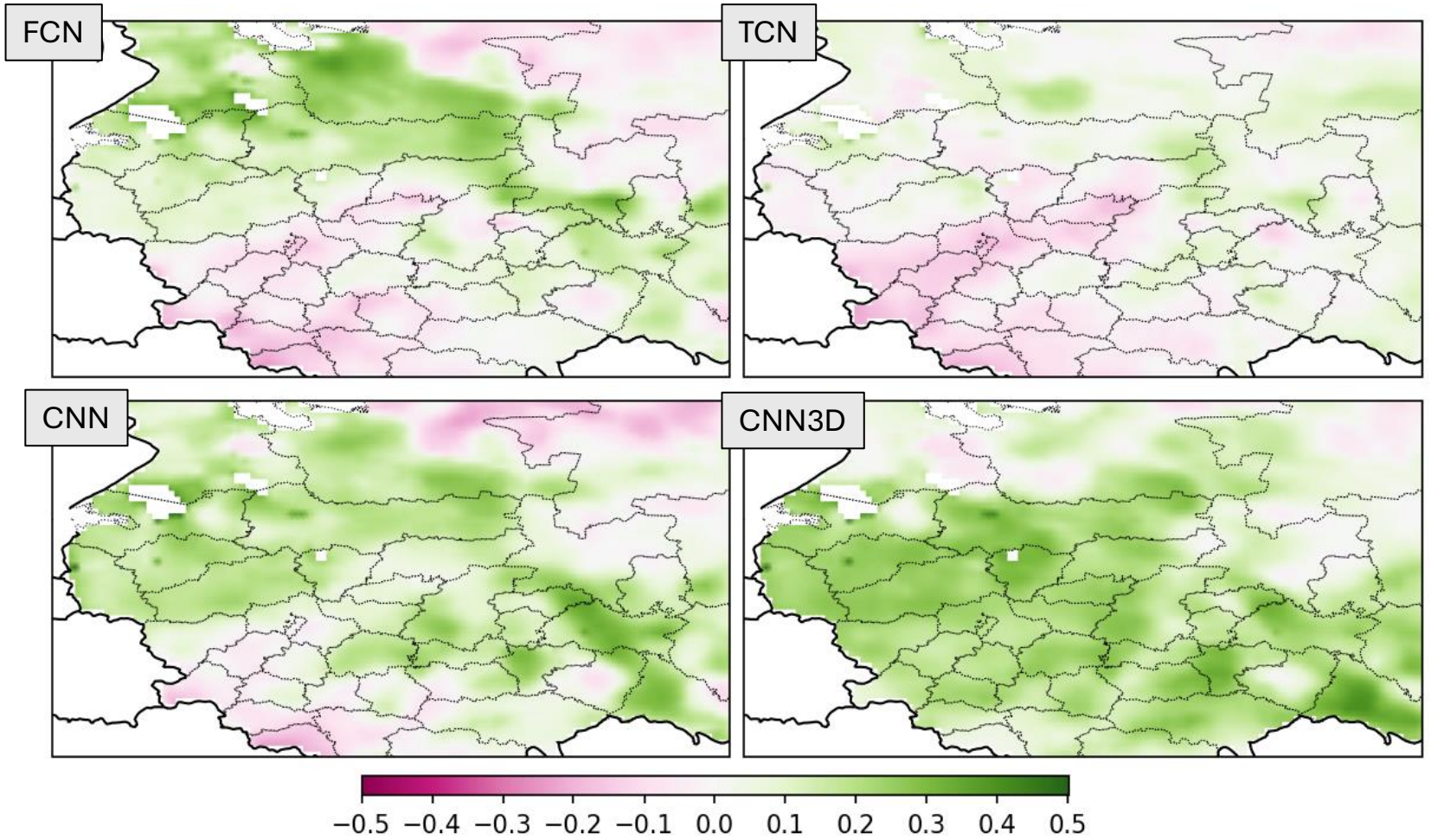


$$f_{\theta^*} \approx \mathbb{E}\left[S^{\text{era}}_{t_0+1:t_0+K} \,\middle|\, X^{\text{era}}_{t_0-n:t_0}, X^{\text{inm}}_{t_0+1:t_0+K}\right]$$

М.А. Смирнов, В.М. Хан, Д.В. Борисов, В.А. Семенов. Коррекция сезонных прогнозов водного эквивалента снега с использованием сверточных нейронных сетей // *на рецензировании* в Известия РАН. Физика атмосферы и океана

Нейросетевая коррекция прогнозов водного эквивалента (ВЭС) снега по модели INM-CM6M

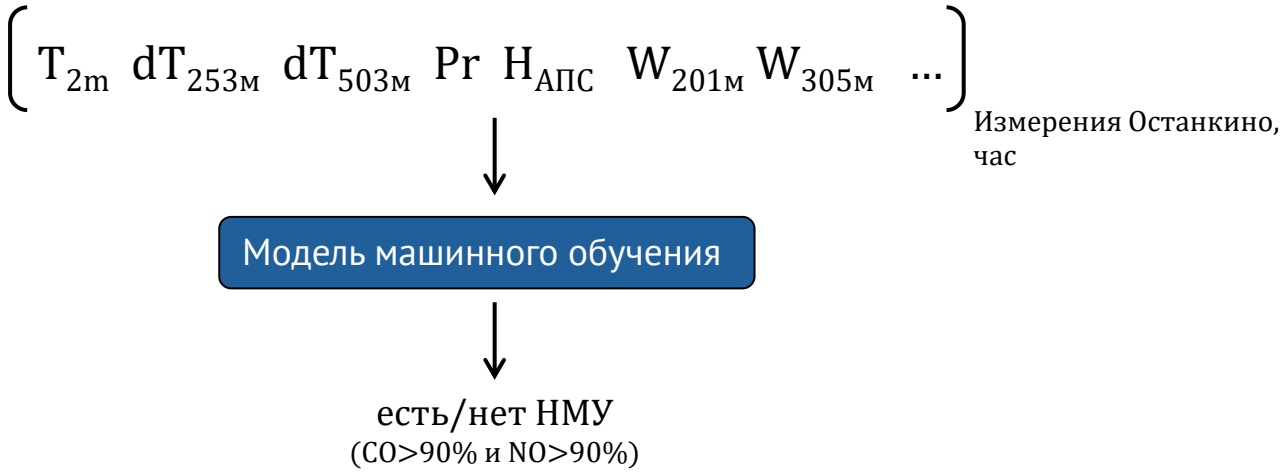
Увеличение/снижение коэффициента корреляции аномалий прогноза ВЭС после нейросетевой коррекции, весенний период тестовой (независимой) выборки



Коэффициент корреляции аномалий на тестовой выборке

Сезон	INM-CM6M	CNN3D
Октябрь-декабрь	0,207	0,385
Декабрь-февраль	0,194	0,429
Март-май	0,259	0,464

Модель машинного обучения для идентификации неблагоприятных метеорологических условий (НМУ)



Сравнительные метрики качества моделей на тестовой выборке (± стандартное отклонение), разность F1 на обучающей и тестовой выборках (ΔF1)

Метрики качества моделей	Модель				
	Логисти-ческая регрессия	Дерево решений	Случайный лес	CatBoost	Многослой-ный перцептрон
Precision	0.360 ± 0.036	0.337 ± 0.038	0.562 ± 0.041	0.574 ± 0.047	0.673 ± 0.043
Recall	0.885 ± 0.037	0.868 ± 0.017	0.719 ± 0.037	0.724 ± 0.039	0.543 ± 0.089
F1	0.510 ± 0.030	0.484 ± 0.038	0.629 ± 0.013	0.638 ± 0.017	0.595 ± 0.044
F2	0.682 ± 0.011	0.657 ± 0.026	0.679 ± 0.016	0.686 ± 0.017	0.561 ± 0.070
HSS	0.4455±0.0333	0.4148±0.0417	0.5917±0.0125	0.6016±0.0175	0.5635±0.0474
ΔF1	0.017	0.063	0.217	0.284	0.033

Топ-5 признаков каждой ММО по методу перестановочной важности

Модель	Топ-5 признаков	Интерпретация
Логистическая регрессия	dT253_mean_6h (0.160) MP_mean_6h (0.077) MP_mean_3h (0.039) day_sin (0.027) year_cos (0.026)	Линейная модель наиболее чувствительна к скользящим средним разности температуры и параметра МР
Дерево решений	MP_mean_3h (0.196) Umean_mean_6h (0.025) day_sin (0.023) year_sin (0.023) hpbl (0.022)	Дерево выделяет скользящее среднее параметра МР за 3 ч как доминирующий предиктор, возможно, отражая пороговый характер связи МР с НМУ, а также – склонность одиночного дерева к созданию жёстких правил на основе одного главного признака
Случайный лес	MP_mean_3h (0.049) year_cos (0.035) T2 (0.029) Umean_mean_6h (0.028) MP_mean_6h (0.024)	Ансамбль деревьев распределяет важность более равномерно, что согласуется с её способностью усреднять множественные слабые сигналы, кроме МР выделяя сезонность (year_cos), температуру на 2 м и ветер как дополнительные предикторы
CatBoost	MP_mean_3h (0.069) day_sin (0.061) year_cos (0.039) dT253 (0.035) Umean_mean_6h (0.032)	Градиентный бустинг кроме параметра МР акцентирует внимание на суточных (day_sin) и годовых (year_cos) циклах, что может указывать на нелинейные временные паттерны
Многослойный перцептрон	dT253_mean_3h (0.170) Umean_mean_6h (0.110) year_cos (0.070) dT253_mean_6h (0.068) hpbl (0.062)	Нейронная сеть отдаёт преимущество разности температуры в слое и ветру, возможно, улавливая сложные нелинейные взаимодействия между признаками

Татаринович Е.В., Борисов Д.В., Кузнецова И.Н. Идентификация с помощью моделей машинного обучения неблагоприятных для рассеивания загрязняющих веществ метеорологических условий // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. 2026. № 3 (401). С. 82-98

Модель LUR (Land Use Regression) [ИФА РАН]

(Доля дорог | Доля застройки | Дистанция до крупной автомагистрали | ...) ячейка сетки 250м

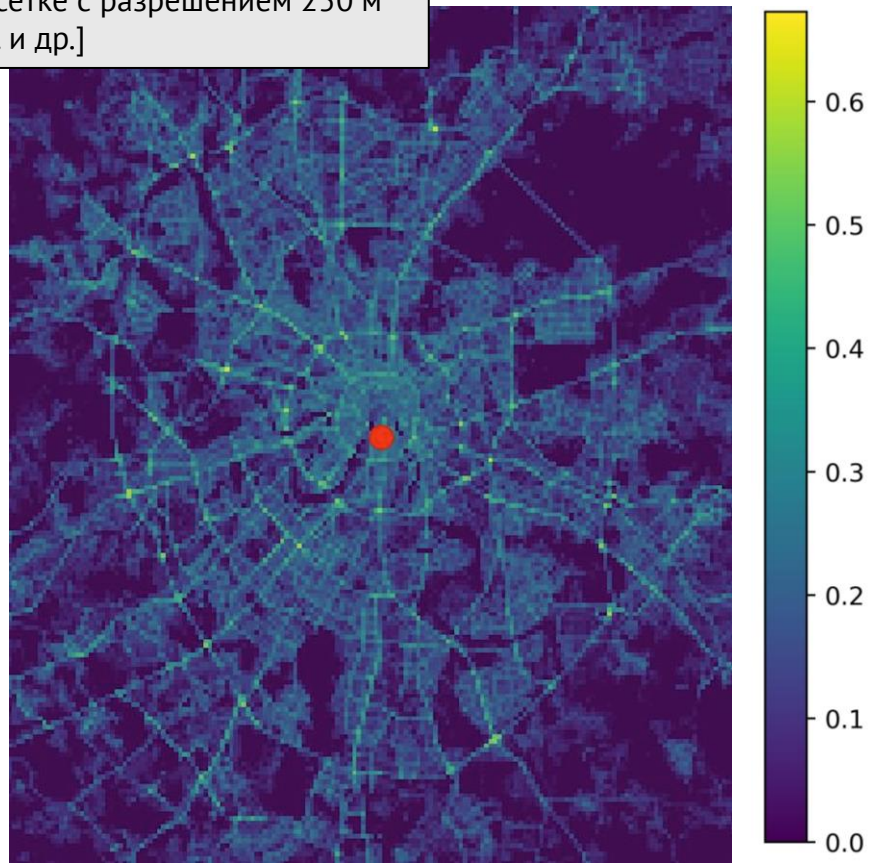
↓

Линейная модель

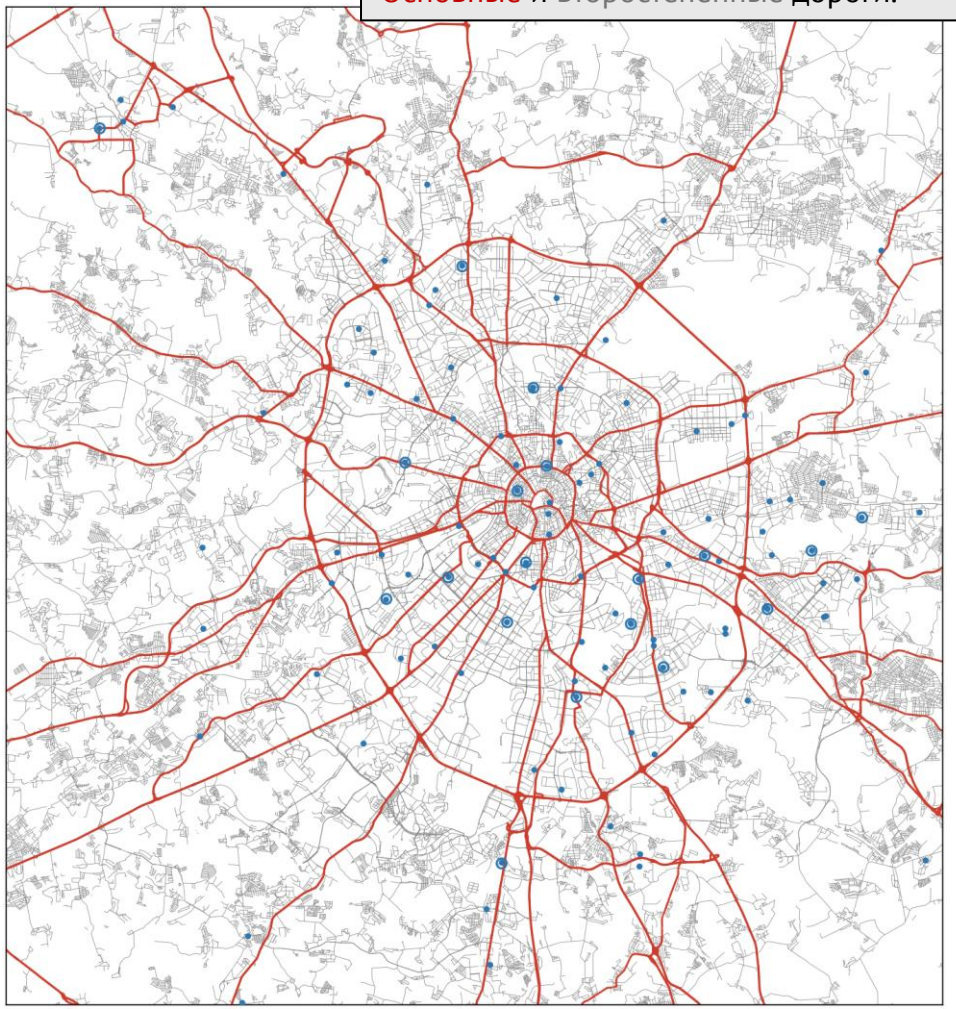
↓

Среднесезонная PM_{10} (станция в ячейке)

Доля дорог на сетке с разрешением 250 м [Варенцов М.И. и др.]



Векторные данные OpenStreetMaps.
Основные и второстепенные дороги.



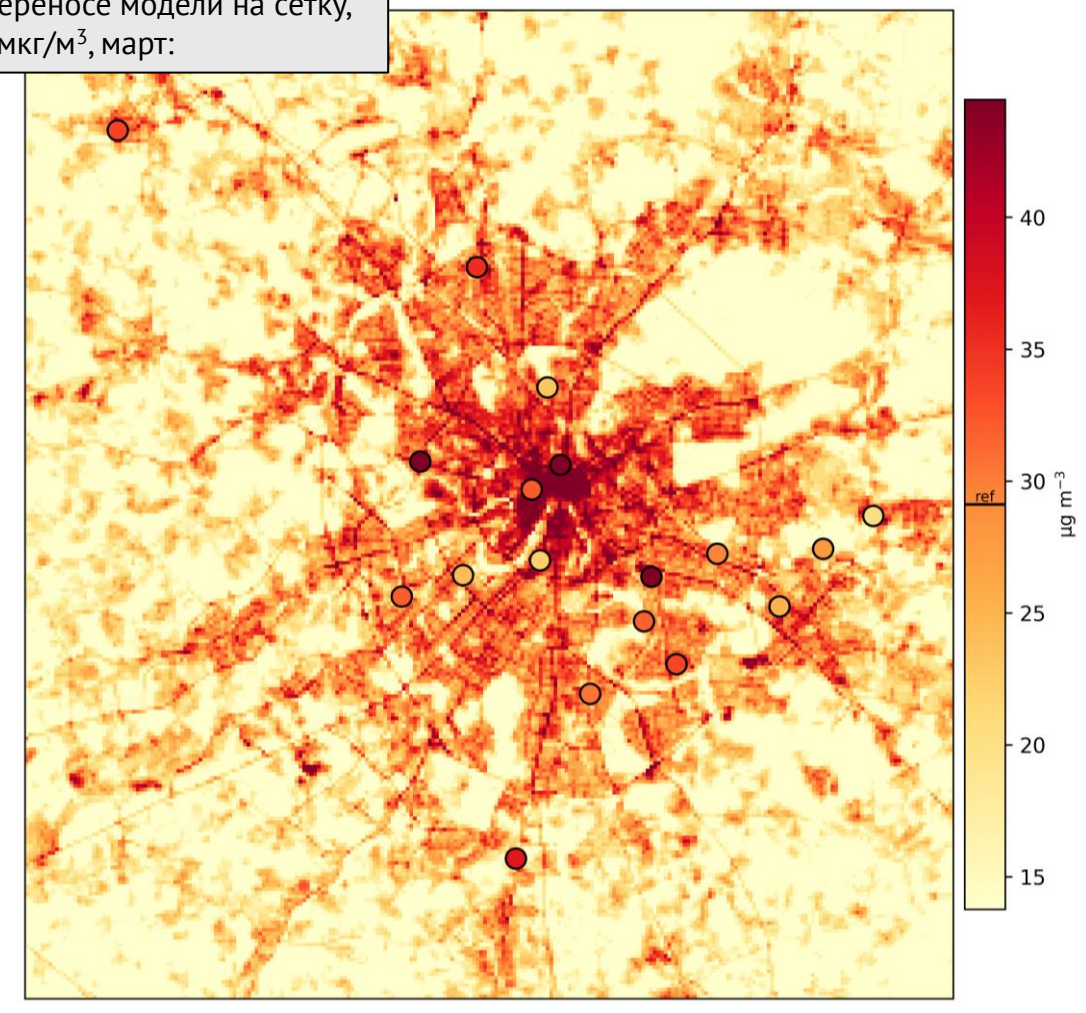
Борисов Д.В., Виноградова А.А., Губанова Д.П., Варенцов М.И., Самсонов Т.Е. Регрессионная оценка аэрозольного загрязнения воздуха весной в Московском регионе на сетке с разрешением 250 метров // VI Всероссийская конференция с международным участием «Турбулентность, динамика атмосферы и климата» 2026, Москва.

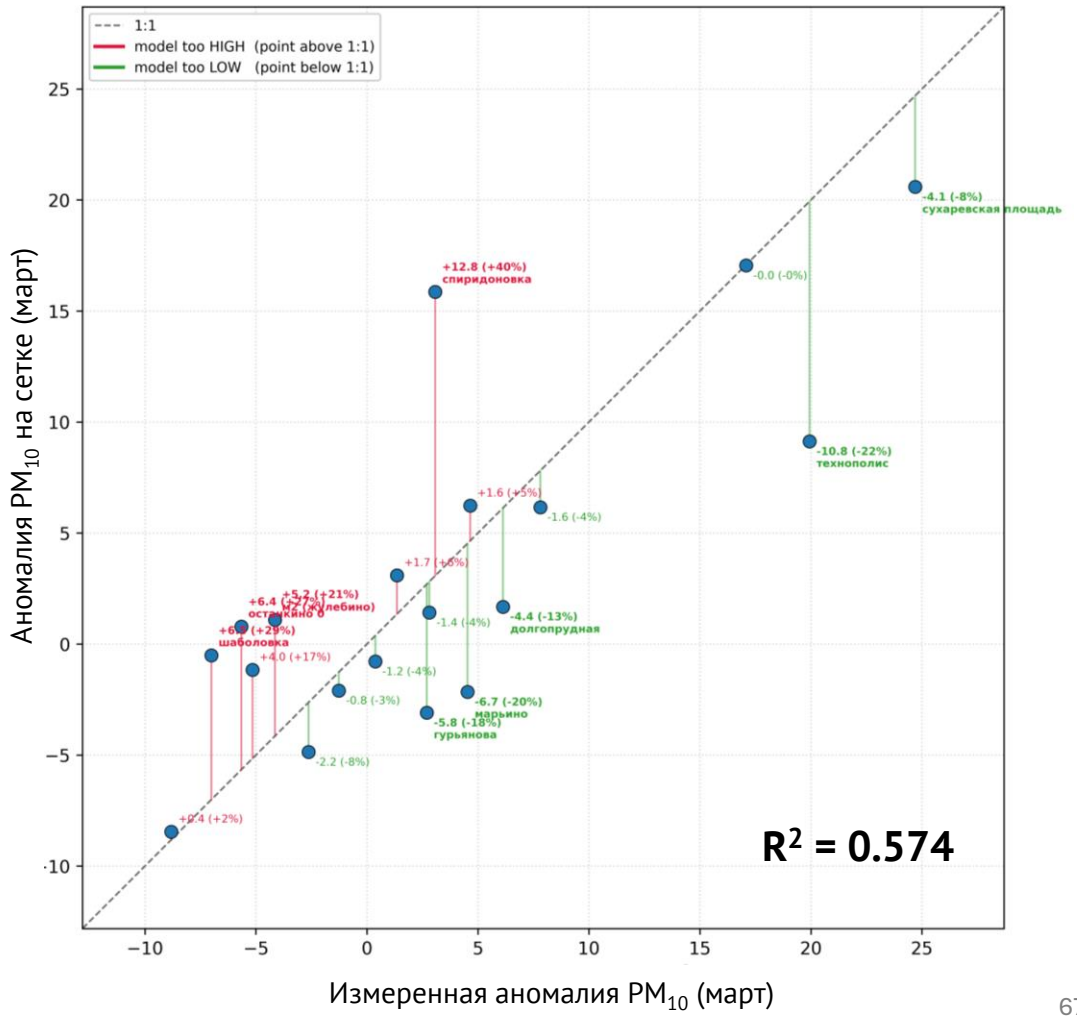
Модель LUR (Land Use Regression), ИФА РАН

Отобрана линейная модель (N=19) исчерпывающим поиском из 381 подмножества параметров землепользования размера 1-5 по метрике на независимой выборке:

PM_{10}= 4.759 x доля городской застройки в радиусе 250 м от станции
+ 5.485 x доля дорог в ячейке 250 м
+ 3.184.

При переносе модели на сетку, PM_{10}, мкг/м^3, март:





Дополнительные материалы

AIFS-SUBS

препринт

ECMWF · июль 2026

AIFS-CRPS, адаптированная к субсезонным срокам

- Шаг 24 ч, уровни до стратосферы, уходящая длинноволновая радиация
- Недели 2–6: вероятностная успешность на уровне IFS, систематические ошибки меньше
- MJO (по OLR): успешный прогноз на 8 сут дольше IFS; воспроизводит внезапные стратосферные потепления

Schloer J. et al. AIFS-SUBS: Extending data-driven forecasting to sub-seasonal timescales // arXiv:2607.05100. 2026

WeatherNext 3

препринт

Google DeepMind · сентябрь 2026

Учится не только на анализе, но и на наблюдениях

- Геостационарные спутники, станции, спутниковые оценки осадков
- Новый прогноз каждый час; приземные поля с разрешением до 0,1°
- Ансамбль из 64 членов, до 15 сут
- Авторы: лучше WeatherNext 2 и ENS; в реальном времени на ~10% лучше AIFS ENS v2 (верхние уровни, 1-я неделя)

Rasp S. et al. WeatherNext 3: Increasing resolution and performance of global weather models with raw observations // arXiv:2609.03582. 2026

Резюме

1. Нейросетевые модели сегодня – это метод прогнозирования погоды, применяющийся оперативно в крупнейших мировых центрах. Тренд — переход к вероятностным моделям: ECMWF и Google пришли к одной методологии (CRPS + шум внутри сети).

2. Нейросетевые модели **полностью** привязаны к численным: обучение на реанализе, дообучение на оперативном анализе, инициализация с оперативного анализа.

3. В рассмотренных работах мало внимания уделяется анализу «физической стабильности» нейросетевых моделей – может ли модель нарушить закон природы?

4. Также практически нет попыток объяснить как именно работает модель «под капотом», как она строит траекторию прогноза, какие выводит внутренние представления в том или ином случае. Пока такой анализ не проведен, модель остается «черным ящиком» и нельзя утверждать, что модель «выучила» какие-либо физические законы, а не просто распределение.

5. Видится перспективным ввод в нейросетевые модели жестких физических ограничений, например, через функцию потерь (Physics-informed neural networks). Также видится перспективным гибридный подход (NeuralGCM), либо применение нейросетей на этапе постпроцессинга прогноза численной модели.