

АДАПТАЦИЯ GRAPHCAST К ДАННЫМ OPENMARS ДЛЯ ПРОГНОЗА МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИХ ПОЛЕЙ МАРСА

КАПУСТИН Семен Игоревич

магистр

Самарский государственный технический университет
г. Самара, Россия

В статье рассматривается адаптация архитектуры GraphCast к данным марсианского реанализа OpenMARS для прогноза метеорологических полей Марса. Выполнены предметно-ориентированная подготовка данных, преобразование вертикального профиля атмосферы, разработка адаптированного программного конвейера и обучение моделей с временным шагом 2, 6 и 24 часа с последующим авторегрессионным дообучением. Показано, что перенос архитектурной схемы GraphCast на марсианские данные возможен без отказа от ее базовой логики, а наибольшее влияние на качество прогноза оказывают обработка вертикального профиля и авторегрессионное дообучение.

Ключевые слова: GraphCast, OpenMARS, марсианская атмосфера, графовые нейронные сети, прогноз метеорологических полей, авторегрессионное дообучение, адаптация модели.

Модель GraphCast является одной из наиболее результативных нейросетевых схем среднесрочного глобального прогноза погоды [2]. Для марсианской атмосферы такая архитектура представляет интерес как компактная модель, способная воспроизводить пространственно-временную структуру полей давления, температуры, ветра и пылевой нагрузки. Вместе с тем перенос GraphCast на данные Марса требует не только замены источника данных, но и адаптации признаков, вертикальной структуры и процедуры подготовки выборок.

В работе использовался OpenMARS – глобальный реанализ марсианской атмосферы, объединяющий наблюдения орбитальных приборов с марсианской GCM-моделью [1]. Датасет охватывает почти девять марсианских лет и содержит двухчасовые поля на сетке $5^\circ \times 5^\circ$ с вертикальным профилем из 35 sigma-уровней. В качестве статического пространственного признака применялось топографическое поле MOLA [3].

В качестве поверхностных прогнозируемых переменных были выбраны `ps`, `tsurf`, `co2ice` и `dustcol`, а в качестве атмосферных трехмерных полей – `temp`, `u` и `v`. Для учета сезонной и суточной изменчивости вычислялись гармонические признаки `Ls_sin`, `Ls_cos`, `local_time_sin` и `local_time_cos`. Для согласования вертикальной координаты `level` с

модельной постановкой были добавлены производные признаки `log_air_pressure` и `d_sigma`; первый вычислялся как $\log(ps * level)$, второй использовался как нормированная толщина sigma-слоя при вертикальном взвешивании ошибок.

В ходе исследования установлено, что верхние уровни координаты `level` соответствуют наиболее разреженной и шумной части профиля. Поэтому в основной серии экспериментов использовалось обрезание верхних 10 уровней. Дополнительно были выполнены стандартизация имен координат и переменных и подготовка статического поля `surface_elevation` по данным MOLA. В вычислительных экспериментах использовался сокращенный рабочий поднабор OpenMARS в диапазоне MY24-MY27: обучающая выборка включала MY24, MY25 и часть MY26 при $Ls < 240$, валидационная – оставшуюся часть MY26, тестовая – MY27.

Для проведения вычислительных экспериментов была разработана адаптированная схема подготовки данных, ориентированная на ограниченные аппаратные ресурсы, прежде всего оперативную память. Схема основана на кадр-ориентированном кэше и явных индексах кадров и окон, что обеспечило переиспользование подготовленных данных и позволило обучать модели с шагом прогноза, кратным двум часам, без повторной

полной переработки архива.

В основной вычислительной серии на графическом ускорителе NVIDIA GeForce RTX 5070 Ti были обучены три версии модели с временным шагом прогноза 2, 6 и 24 часа. Во всех конфигурациях использовались три исторических кадра и один целевой кадр, сетка 5° , модель `mesh_size=4` с латентной размерностью 128 и восемью шагами обмена сообщениями, размер батча 36 и оптимизатор AdamW. Базовое обучение каждой версии выполнялось в течение 600 эпох и занимало 14,3-14,4 часа. В функции потерь исполь-

зовались веса $ps=0.15$, $tsurf=0.50$, $co2ice=0.08$, $dustcol=0.30$, $temp=1.0$, $u=1.90$, $v=1.90$.

Схема обучения включала три фазы, приведённые на рисунке 1. В течение первых 1000 шагов применялся линейный разогрев скорости обучения от нуля до пикового значения $1 \cdot 10^{-3}$. Затем с 1000-го по 317400-й шаг использовалось косинусное затухание скорости обучения к нулю. В конце выполнялось авторегрессионное дообучение: глубина прогноза увеличивалась от 2 до 12 шагов по 1000 обновлений на сегмент с фиксированной скоростью обучения $3 \cdot 10^{-7}$.

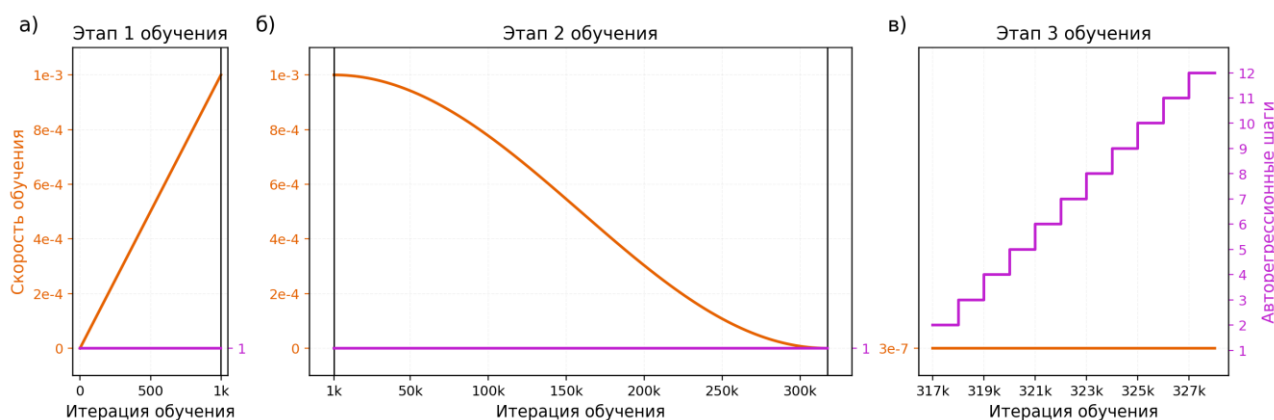


Рисунок 1. Схема обучения модели и авторегрессионного дообучения

Количественные результаты сведены в таблицы 1 и 2. Одношаговая оценка базовых моделей показывает закономерное усложнение задачи по мере роста физического

горизонта одного шага, тогда как для содержательного сопоставления моделей с разным шагом требуется сравнение по одинаковому физическому времени.

Таблица 1

ОДНОШАГОВАЯ ОЦЕНКА БАЗОВЫХ МОДЕЛЕЙ НА ТЕСТОВОЙ ВЫБОРКЕ

Шаг прогноза, ч	Интегральная метрика качества прогноза	Атмосферная метрика с вертикальным взвешиванием
2	0,508	0,693
6	1,483	2,075
24	2,200	3,548

Для многократного прогноза и авторегрессионного дообучения до глубины 12 шагов в итоговый анализ вошли варианты с постоянной

скоростью обучения $3 \cdot 10^{-7}$. Ключевые значения интегральной ошибки на согласованных физических горизонтах приведены в таблице 2.

Таблица 2

ИНТЕГРАЛЬНАЯ ОШИБКА МНОГОКРАТНОГО ПРОГНОЗА НА СОГЛАСОВАННЫХ ФИЗИЧЕСКИХ ГОРИЗОНТАХ

Модель	Тип модели	Прогноз 24 ч	Прогноз 72 ч	Прогноз 288 ч
Шаг 2 ч	Базовая	3,252	-	-
	Дообученная	3,111	-	-
Шаг 6 ч	Базовая	2,997	5,090	-
	Дообученная	2,997	4,954	-
Шаг 24 ч	Базовая	2,637	4,083	6,873
	Дообученная	2,652	4,052	6,409

Из таблицы 2 следует, что на общих горизонтах 24 и 72 часа базовая модель с шагом 24 часа обеспечивает наименьшую интегральную ошибку среди исходных конфигураций. Авторегрессионное дообучение особенно полезно для длинного прогноза: для модели с шагом 2 часа оно улучшает результат уже на горизонте 24 часа, для модели с шагом 6 часов – на горизонте 72 часа, а для модели с

шагом 24 часа даёт наибольший выигрыш на дальнем горизонте 288 часов. Это же видно по кривым на рисунке 2: на левой панели наиболее заметно различие между базовой и дообученной версиями модели с шагом 2 часа, а на правой – преимущество конфигурации с шагом 24 часа и его усиление после авторегрессионного дообучения на длинных горизонтах.

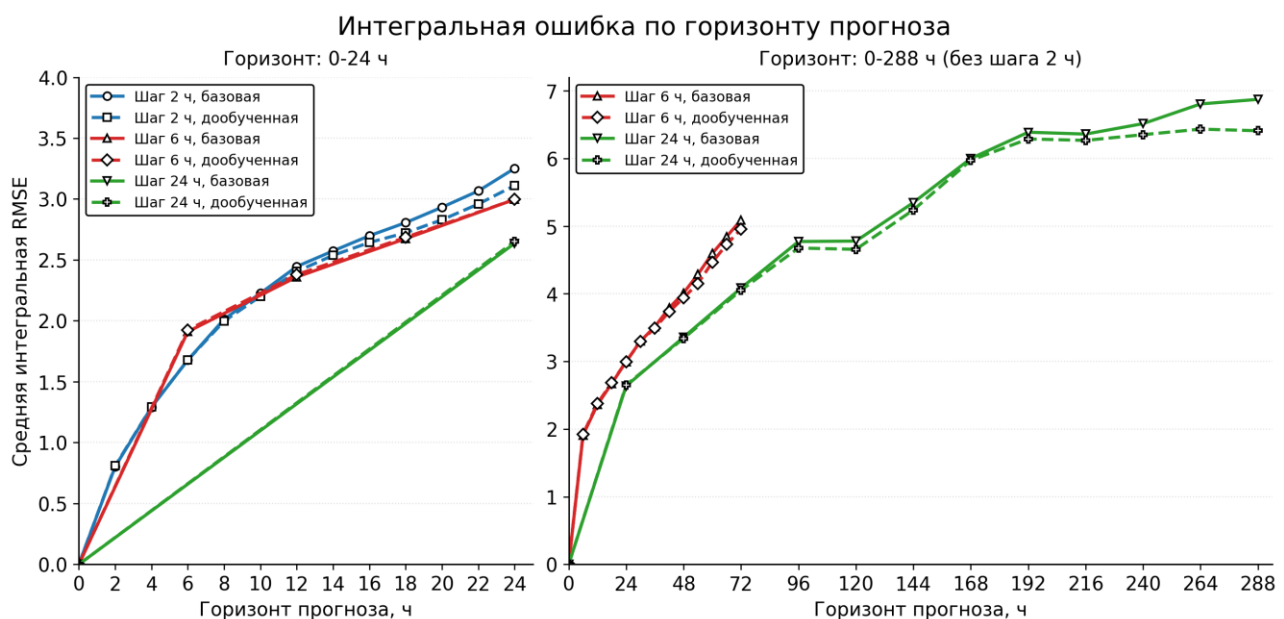


Рисунок 2. Сравнение по интегральной ошибке базовых и дообученных моделей

На рисунке 3 показан пример прогноза поверхностной температуры на 12-м шаге для дообученной модели с шагом 24 часа. Анализ целевого, предсказанного и разностного полей

свидетельствует о сохранении крупномасштабной структуры tsurf при наличии локализованных ошибок, наиболее выраженных в высокоширотных областях.

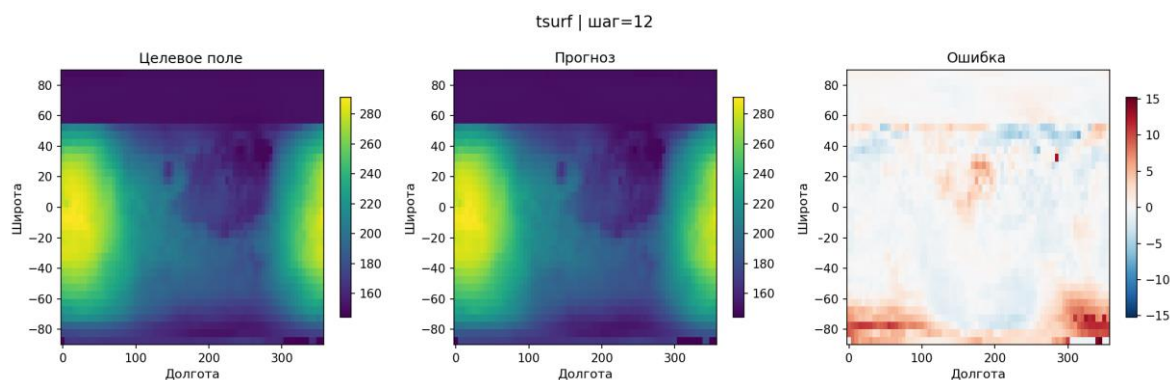


Рисунок 3. Целевое поле, прогноз и ошибка по *tsurf* на 12-м шаге

Проведенные эксперименты показали, что перенос архитектурной схемы GraphCast на данные OpenMARS возможен без отказа от ее базовой модели представления атмосферы, однако итоговое качество определяется прежде всего предметно-ориентированной подготовкой данных и постановкой

процедуры обучения. Наиболее существенное влияние в данной работе оказали преобразование вертикального профиля, устранение шумной верхней части атмосферы и специальное авторегрессионное дообучение, ориентированное на устойчивость многократного прогноза.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Holmes, J. A. OpenMARS: A global record of martian weather from 1999 to 2015 / J. A. Holmes, S. R. Lewis, M. R. Patel // Planetary and Space Science. – 2020. – Vol. 188. – Article 104962. – DOI 10.1016/j.pss.2020.104962.
2. Lam, R. Learning skillful medium-range global weather forecasting / R. Lam, A. Sanchez-Gonzalez, M. Willson [et al.] // Science. – 2023. – Vol. 382, No. 6677. – P. 1416-1421. – DOI 10.1126/science.adi2336.
3. Smith, D. E. Mars Orbiter Laser Altimeter: Experiment summary after the first year of global mapping of Mars / D. E. Smith, M. T. Zuber, H. V. Frey [et al.] // Journal of Geophysical Research: Planets. – 2001. – Vol. 106, No. E10. – P. 23689-23722. – DOI 10.1029/2000JE001364.

ADAPTATION OF GRAPHCAST TO OPENMARS DATA FOR FORECASTING MARTIAN METEOROLOGICAL FIELDS

KAPUSTIN Semyon Igorevich

Master

Samara State Technical University

Samara, Russia

The article presents an adaptation of the GraphCast architecture to the Martian OpenMARS reanalysis for forecasting Martian meteorological fields. The study includes domain-specific data preparation, vertical profile transformation, development of an adapted software pipeline, and training of models with 2 h, 6 h, and 24 h forecast cadence followed by autoregressive fine-tuning. The results show that transferring GraphCast to Martian data is possible without abandoning its core model logic, while forecast quality depends most strongly on vertical profile processing and autoregressive fine-tuning.

Keywords: GraphCast, OpenMARS, martian atmosphere, graph neural networks, meteorological field forecasting, autoregressive fine-tuning, model adaptation.