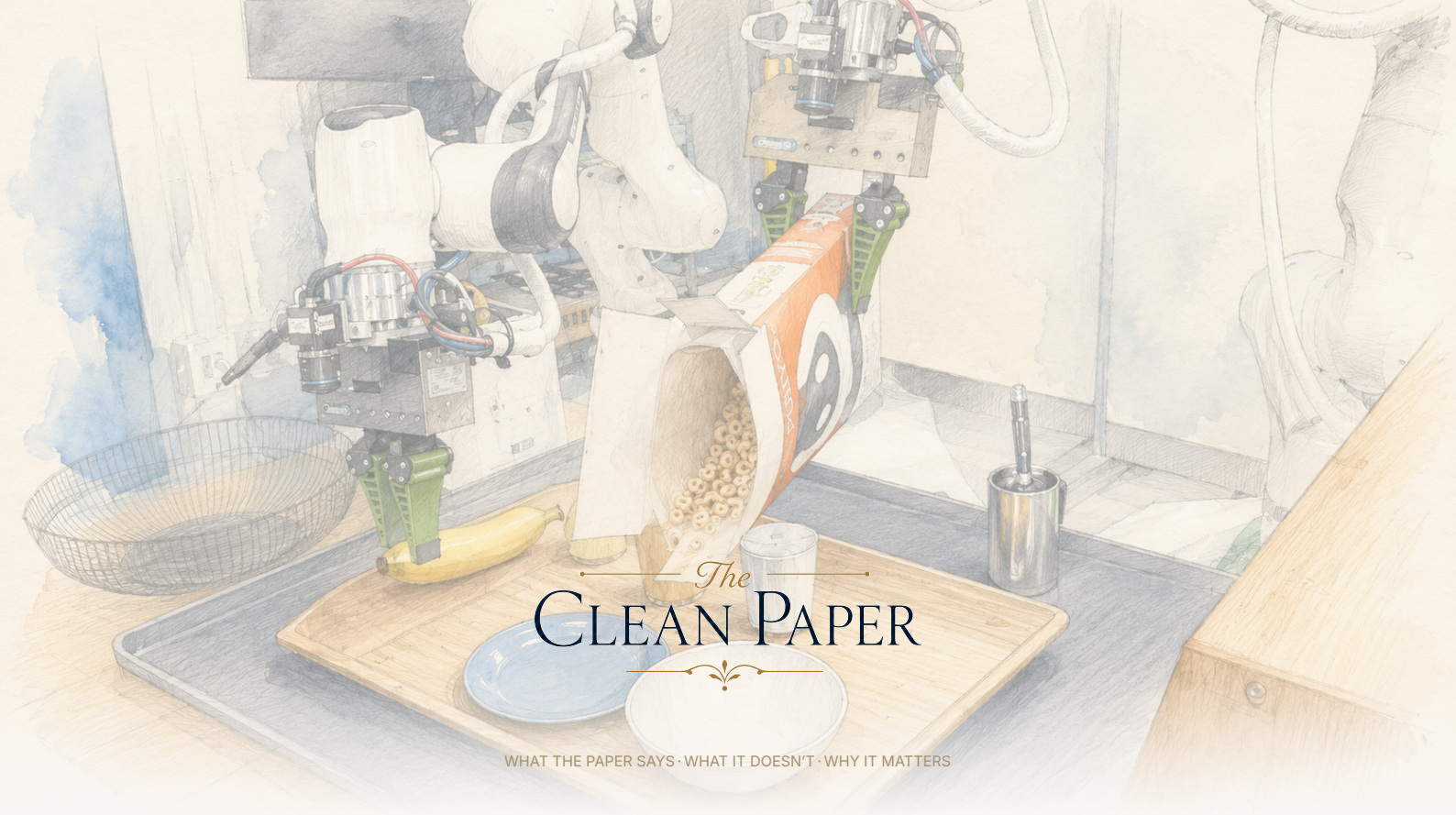


Действительно ли большие «фундаментальные модели» роботов работают лучше? Осторожный ответ: умеренно да — и большинство исследований не способны надёжно это увидеть

Toyota Research Institute обучил «большие модели поведения» — роботизированные политики с предварительным обучением примерно на 1 700 часах разнообразных манипуляций — и сравнил их с моделями одной задачи, обученными с нуля, с необычной строгостью: слепые рандомизированные испытания большого масштаба (~1 800 реальных и 47 000+ симуляционных) с настоящей статистикой. После дообучения на конкретной задаче большие модели в среднем работали лучше, требовали примерно в 3–5 раз меньше специфичных данных и были устойчивее к изменению условий; производительность плавно росла с объёмом pretraining-данных. Но без дообучения они не имели стабильного преимущества над моделями одной задачи, некоторые эффекты были настолько малы, что становились видимыми только в больших выборках, а обычный выбор нормализации данных значил больше архитектуры. Это сдержанная поддержка направления фундаментальных моделей для роботов — не универсальный робот, не zero-shot универсал и не «эмерджентный скачок» — плюс острое предупреждение, что значительная часть робототехники может измерять шум.

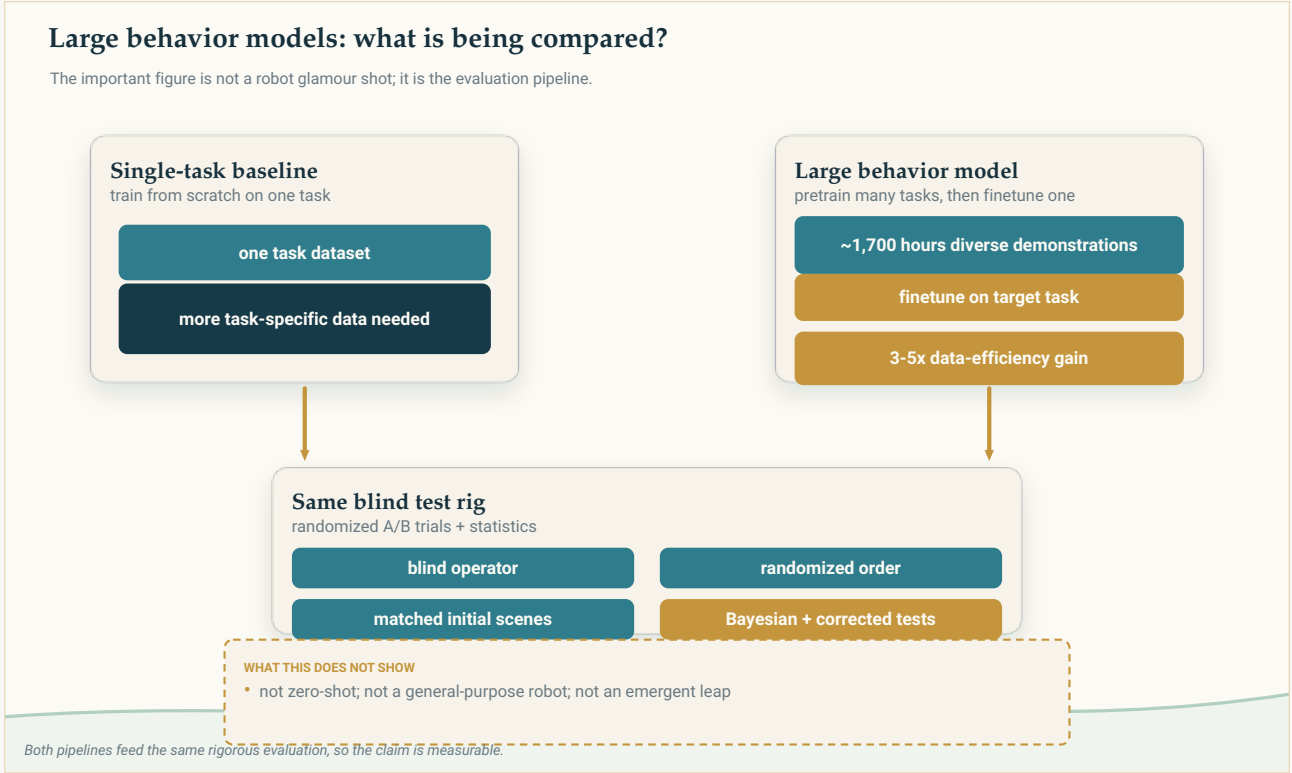
Written by Lucio Vaglio · Cross-checked by Laura Nesso · Edited by Michele Renda · Figures by Laura Nesso and Nova Vela · AI-assisted, human-reviewed

Paper: *A Careful Examination of Large Behavior Models for Multitask Dexterous Manipulation*, Toyota Research Institute Large Behavior Model Team — J. Barreiros, A. Beaulieu, et al.; senior authors incl. R. Ambrus, B. Burchfiel, S. Feng, H. Kress-Gazit (Cornell), R. Tedrake, Science Robotics (2026); preprint arXiv:2507.05331 · DOI: 10.1126/scirobotics.aea6201

Статья о роботах, настоящая тема которой — честность

Робототехника переживает бум «фундаментальных моделей». Идея, заимствованная из языкового и визуального AI, очень привлекательна: вместо того чтобы обучать робота отдельно для каждой задачи, обучить одну большую **«большую модель поведения» (large behavior model, LBM)** на огромной и разнообразной коллекции демонстраций и получить систему, которая умеет многое и быстро адаптируется. Энтузиазм — и инвестиции — огромны. Заголовок пишется сам: *универсальные мозги для роботов уже здесь*.

Эта статья Toyota Research Institute интересна именно тем, что отказывается писать такой заголовок. Её настоящий вклад — не более эффектный робот. Это жёсткий взгляд на обманчиво простой вопрос — *действительно ли подход с большой моделью работает лучше и как мы вообще можем это знать?* — с уровнем статистической аккуратности, который, по словам самих авторов, необычен для отрасли. Результат — действительно полезное «да, но» и предупреждение, что значительная часть робототехники, возможно, измеряет шум.



Оба подхода проходят одинаковое слепое рандомизированное оценивание. Утверждение статьи не в том, что фундаментальные модели роботов уже являются zero-shot универсалами, а в том, что предварительное обучение может повышать эффективность данных и устойчивость, если измерять это надлежащим образом.

Original The Clean Paper diagram CC BY 4.0

Что сделали авторы

Они построили LBM в конкретном смысле: **диффузионные визуально-моторные политики** — Diffusion Transformer, который читает изображения с камер, короткую языковую инструкцию и положения суставов самого робота, а затем с частотой 10 Гц выдаёт короткие последовательности моторных команд. Эти модели **предварительно обучали примерно на 1 700 часах** демонстраций роботов — более 500 разных задач, собранных внутри лаборатории, плюс публичные наборы данных, — а затем **дообучали** на отдельных задачах. Во всех сравнениях базовой системой является **политика одной задачи, обученная с нуля** только на данных этой задачи.

Однако сердце статьи — именно *оценивание*, которое авторы представляют как главный результат. Чтобы не обмануть самих себя, они использовали:

- **Слепое рандомизированное A/B-тестирование** в реальном мире: человек, запускавший робота, не знал, какую политику тестируют, а порядок был случайным.
- **Контролируемые и воспроизводимые начальные условия**: перед каждой попыткой операторы выравнивали сцену по наложенному эталонному изображению.
- **Большое число попыток**: 50 реальных запусков на каждую задачу, политику и условие; 200 на задачу в симуляции. Всего — около **1 800 слепых реальных запусков и более 47 000 симуляционных**.
- **Надлежащую статистику**: байесовские оценки вероятности успеха и попарные проверки гипотез с поправками на множественные сравнения вместо визуального сопоставления перекрывающихся погрешностей. Они даже провели контроль качества на четверти попыток, оценённых людьми, чтобы измерить ошибки самого оценивания.

[video pending]

Сравнение моделей, сервирующих стол для завтрака: слева — базовая политика одной задачи, справа — LBM. Оба видео воспроизводятся со скоростью 1×. Это одна оцениваемая задача, а не доказательство универсальной автономности.

Вся эта машина оценивания и есть суть. Статья в целом утверждает: без неё невозможно отличить настоящее улучшение от удачи.

Что они обнаружили

Большие модели после дообучения в среднем превосходят модели одной задачи, обученные с нуля. В совокупности задач LBM, предварительно обученная, а затем дообученная на конкретной задаче, надёжно опережала политику, обученную с нуля на той же задаче, и в симуляции, и в реальном мире; разница была статистически значимой. На отдельных задачах дообученная LBM была статистически не хуже или

лучше почти всегда: 3/3 реальных задач и 15/16 симуляционных.

Самый большой и чистый выигрыш — эффективность данных. Дообученная LBM достигала производительности модели, обученной с нуля, используя примерно **в 3–5 раз меньше специфичных для задачи данных**. В одной реальной задаче — сервировке стола для завтрака — LBM, дообученная лишь на **15%** демонстраций, превзошла политику, обученную с нуля на **100%**.

Предварительное обучение больше всего помогает, когда условия меняются. Когда тестовую среду намеренно отклоняли от тренировочных условий («distribution shift»), преимущество дообученной LBM *увеличивалось*. В одном наборе симуляций она статистически превосходила модель с нуля на 3 из 16 задач в обычных условиях, но на 10 из 16 при сдвиге распределения. Поскольку реальные среды всегда отличаются от тренировочных, эта устойчивость, вероятно, является практически самым важным результатом.

Больше данных предварительного обучения помогало плавно. Производительность стабильно росла с увеличением данных предобучения — **без внезапного скачка или «эмерджентного» перехода** в исследованном диапазоне. Полезно, предсказуемо, не драматично.

А вот история про универсала без дообучения не подтвердилась. Предварительно обученная LBM в режиме *zero-shot* — без специфичного дообучения на задаче — *не* превосходила политики одной задачи последовательно. Одна сеть могла выполнять много задач, но мечта «просто скажи ей, что делать» здесь не сбылась; отчасти авторы связывают это с хрупкостью небольшого языкового энкодера.

И выигрыш был достаточно мал, чтобы его легко не заметить — или случайно нарисовать из шума. Многие эффекты стали видимыми лишь благодаря большему, чем обычно, числу попыток и тщательным тестам. Авторы прямо пишут, что с учётом размера эффектов и шума **существует значительный риск, что многие статьи по робототехнике измеряют статистический шум**. Они также обнаружили, что будничное решение — как именно *нормализовать* данные — влияло на результат сильнее архитектурных изменений, а **ошибку** нормализации во время предобучения обнаружили только *после* завершения оцениваний.

Что это, вероятно, означает

Защищённое прочтение: масштабное предварительное обучение на разнообразных роботизированных данных — действительно полезный компонент. Оно уменьшает количество данных, нужных для новой задачи, и делает политики устойчивее, когда мир не совпадает с тренировочными условиями. Это реально поддерживает направление, на которое ставит отрасль. Но преимущества *умеренны и условны*: преимущественно проявляются после дообучения и наиболее отчётливы в агрегированных результатах и под стрессом, а не означают появления готового универсального робота.

Более тихий и, возможно, более важный смысл — методологический. Статья фактически предлагает мерную линейку: показывает, сколько доказательств на самом деле нужно, чтобы надёжно заявить об улучшении роботизированной политики, и намекает, что значительная часть опубликованного энтузиазма опирается на слишком маленькие выборки. Такой корректив отрасли нужнее ещё одной модели.

Чего это *не* доказывает

- Это **не универсальный робот**. Преимущества показаны для конкретной архитектуры (диффузионных политик), дообученной отдельно для каждой задачи, в контролируемых условиях и на демонстрациях телеоперации — а не для автономного робота, выполняющего произвольные новые задания по команде.
- Это **не подтверждает zero-shot использование**. Без дообучения большая модель не имела стабильного преимущества над базовыми моделями одной задачи.
- Это **не свидетельство «эмерджентного скачка»**. Масштабирование давало плавные улучшения; нет никакого разрыва, который поддерживал бы нарратив «и вдруг она стала способной».
- Числа **относительны и привязаны к лаборатории**. Абсолютные показатели успеха намеренно настраивали примерно к 50%, чтобы сделать сравнения чувствительнее; это не оценка реальной надёжности. И это одна архитектура из одной лаборатории.
- Работа **не объясняет, почему** конкретная политика успешна или неудачна; несколько отдельных задач, где большая модель работала *хуже*, сообщены, но не объяснены.
- Она **ничего не говорит о безопасности, автономности или развёртывании** вне тестовой установки.

Насколько сильны доказательства?

Для центральных сравнительных утверждений — что дообученные LBM в агрегате превосходят модели с нуля, требуют в несколько раз меньше данных и лучше выдерживают сдвиг распределения — доказательства сильны *и* необычно хорошо контролируются: слепой дизайн, рандомизация, большие выборки, статистические тесты и проверка качества человеческого оценивания. Это редкий случай, когда методология достаточно надёжна, чтобы главные выводы можно было воспринимать почти буквально.

Честные оговорки авторы выдвигают сами. Их интервалы неопределённости учитывают случайность *оценивания*, но **не** случайность *обучения*: обучите ту же модель дважды — и можете получить существенно другую политику, а эта вариативность в статистику не входит. Реальные задачи имели по 50 попыток — достаточно для эффектов среднего размера, но мелкие могут остаться незамеченными. Языковое кондиционирование

использовало скромный энкодер, поэтому выводы о «просто скажите роботу, что делать» могут быть другими для более крупных систем. И есть откровенное сообщение о найденной постфактум ошибке нормализации. Ничто из этого не топит главные результаты, но это именно те вещи, которые, по аргументу статьи, отрасль часто заметает под ковёр.

И одно замечание об источнике в том же духе: этот материал опирается на препринт авторов. Нам не удалось получить опубликованную журнальную версию, поэтому мы не проверяли, есть ли между препринтом и финальным текстом изменения.

Почему это важно

«Фундаментальные модели для роботов» — словосочетание, созданное для преувеличений, и такую работу легко неверно прочитать в обе стороны: как триумфальное *«работает!»* или как пренебрежительное *«всё раздуто»*. Точный ответ полезнее обоих: предварительное обучение на разнообразных данных даёт реальные, измеримые, но умеренные преимущества — прежде всего меньше данных на задачу и большую устойчивость — и масштабирование улучшает их предсказуемо.

Более глубокая причина важности в том, что статья направляет свою строгость на собственную отрасль. Показывая, что настоящие эффекты достаточно малы, чтобы исчезать при небрежном оценивании, а скучный выбор нормализации данных может значить больше хитрой новой архитектуры, она доказывает: значительная часть прогресса в обучении роботов требует более прочного измерения, прежде чем ему можно верить. Статья, которая тратит свой кредит доверия на охрану границы между результатом и желанием, делает нечто более редкое и ценное, чем возглавить таблицу лидеров.

Краткий итог

Исследователи Toyota Research Institute обучили «большие модели поведения» — диффузионные политики для роботов, предварительно обученные примерно на 1 700 часах разнообразных данных манипуляций, — и сравнили их с политиками одной задачи, обученными с нуля, используя необычно строгий протокол: слепые рандомизированные испытания большого масштаба (≈1 800 реальных и более 47 000 симуляционных) с настоящей статистикой. После дообучения на конкретной задаче большие модели надёжно работали лучше в совокупности, требовали примерно **в 3–5 раз меньше специфичных данных** и были **устойчивее к изменению условий**, а производительность плавно росла с увеличением данных предобучения. Но **без дообучения** они не имели стабильного преимущества над моделями одной задачи; несколько эффектов были настолько малы, что стали видимыми лишь благодаря

большим выборкам, а обычный выбор нормализации данных влиял сильнее архитектуры. Это сильная и сдержанная поддержка направления роботизированных фундаментальных моделей — **не** универсальный робот, не zero-shot универсал и не «эмерджентный скачок» — плюс острое предупреждение, что значительная часть робототехники может измерять шум.

Проверка без преувеличений

Что показывает статья: При строгом, слепом и статистически мощном оценивании (≈1 800 реальных + 47 000+ симуляционных запусков) диффузионные политики, предварительно обученные на многих задачах и затем дообученные (LBM), в агрегате превосходят политики одной задачи, обученные с нуля; достигают эквивалентной производительности примерно с в 3–5 раз меньшим количеством специфичных данных; лучше выдерживают сдвиг распределения; производительность плавно масштабируется с объёмом данных предобучения.

Что правдоподобно, но не доказано: Что эти преимущества перенесутся на значительно более крупные vision-language-action модели (их языковой энкодер был небольшим); что плавное масштабирование продолжится за пределами исследованного диапазона данных.

Чего работа не показывает: Универсального или zero-shot робота (без дообучения нет стабильного преимущества); какого-либо «эмерджентного» скачка возможностей; объяснения конкретных неудач на отдельных задачах; абсолютной реальной надёжности (успешность намеренно держали около 50% для чувствительности); ничего о безопасности или автономном развёртывании.

Основные ограничения: Статистика учитывает случайность оценивания, но не вариативность между отдельными запусками обучения; 50 реальных попыток на задачу могут не обнаруживать мелкие эффекты; одна архитектура и одна лаборатория; скромный языковой энкодер; ошибку нормализации данных нашли после оцениваний; анализ основан на препринте (опубликованную версию не сверяли).

Сколько доверия стоит иметь обычному читателю? Высокое в том, что многозадачное предварительное обучение плюс дообучение даёт реальные, умеренные преимущества — особенно в эффективности данных и устойчивости — и что их измерили необычно тщательно. Высокое в том, что это **не** универсальный или zero-shot робот и **не** эмерджентный скачок. Среднее относительно того, насколько эти преимущества будут масштабироваться на более крупные модели. И стоит всерьёз отнестись к предупреждению самих авторов: эффекты в отрасли достаточно малы, чтобы недостаточно мощные исследования могли сообщать шум. Уместная позиция: сдержанный оптимизм относительно подхода и здоровое недоверие к результатам robot-AI без такого статистического фундамента.

Источники

arXiv:2507.05331
https://arxiv.org/abs/2507.05331

Peer-reviewed version (not retrieved) — Science Robotics, 10.1126/scirobotics.aea6201
https://doi.org/10.1126/scirobotics.aea6201

Project page
https://toyotaresearchinstitute.github.io/lbm1/