Physical AI — путь в прекрасное далёко.



ПРАВДА РЕПЛИКАНТА

ГАЗЕТА О ФИЗИЧЕСКОМ ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ

ИТИКАВА (Япония)

Прогноз · 2026-11-03 · JST

УТРО · 09:00	15°	Облачно Ветер: С 1.63 м/с · 0%
ДЕНЬ · 12:00	18.1°	Облачно Ветер: С 2.04 м/с · 0%
ВЕЧЕР · 18:00	17.4°	Облачно Ветер: В 0.81 м/с · 0%

За сутки: 12.9–19.5 °C
Вероятность осадков: 4%

Всё, что мы можем, — учиться быть людьми, пока идёт дождь.

ВЫПУСК № 6 · 2026-11-03 rev. 1 ·

Погода: источник: Open-Meteo · Получено: 2026-11-03 13:25 JST

Как роботы учатся: видео, прикосновение и маленькие модели

Пять исследований помогают понять, почему одного большого алгоритма недостаточно для уверенного действия в мире.

Новости

Как видео помогает роботу делать то, чему его не учили

Представь, что тебе показали видео, как человек раскладывает вещи по полкам, но не рассказали, какие именно движения нужно повторить. Роботу тоже трудно учиться только по картинке. Группа исследователей во главе с Цзюнем Цзэнем изучила, может ли видео помочь роботу справляться с заданиями, которых не было среди обычных тренировочных примеров.

Для этого учёные использовали обучение по видео: система пытается представить, как будет выглядеть следующий момент действия. Другая часть системы подбирает движения, которые могли бы привести к такой картине. Это не означает, что робот просто копирует человека: у него другие руки, размеры и возможности, а движение приходится рассчитывать отдельно.

В виртуальном испытании с новыми заданиями первоначальная система выполняла их успешно в 25,07% случаев. Когда ей добавили видео этих заданий без записанных команд, результат поднялся до 55,90%. А после одного примера с командами для каждого нового задания он достиг 70,70%. Эти числа относятся к определённому компьютерному набору испытаний, а не ко всем роботам.

WorldBridge объединяет два экспертных компонента: предсказатель визуальной последовательности и генератор действий. Их связывают структурированное внимание и совместное согласование потоков, а память поддерживает два временных масштаба. Авторы отдельно измеряют пользу видео неизвестных задач и одного дополнительного примера с размеченными действиями. Последний поднимает успех до 70,70%, но требует иной объём супервизии, поэтому сравнение с режимом без меток должно явно фиксировать бюджет данных.

Исследование показывает, почему видео может быть полезным учебным материалом. Но пока нельзя утверждать, что любой робот научится по одному ролику собирать шкаф или готовить обед дома. В статье проверяли конкретные задания и условия.

Здесь любопытно различие между «увидеть, что должно произойти» и «знать, как этого добиться». Видео показывает изменение предметов, но не содержит усилий и команд суставам. Модель пытается восстановить недостающий переход от картинки к действию. Один пример с командами повышает успех до 70,70%, что подчёркивает ценность даже небольшого количества физически привязанных данных. Однако видеопрогноз может выглядеть правдоподобно и при этом быть невыполнимым конкретной рукой.

Указанные 96,23% для полной конфигурации RoboTwin 2.0 относятся к другому протоколу, а не к испытанию на новых задачах. Переход на другой захват, камеру или реальный манипулятор в этих цифрах не проверен. Воспроизводимый эксперимент обязан разделять видео, метки действий и тестовые задания.

В работе отдельно приведены 96,23% для полной конфигурации другого испытания. Это не результат на тех же новых задачах. Вопрос о том, сможет ли такой метод научиться по обычному домашнему видео, остаётся открытым: у бытовых роликов нет строгой записи движения робота.

Источники

WorldBridge: Bridging Video and Action for Task Generalization in World Action Models · 2026-10-29

Почему роботу недостаточно повторить форму человеческой ладони

Когда берёшь стакан, важно не просто согнуть пальцы. Нужно коснуться его в подходящих местах, иначе он выскользнет. Исследователи во главе с Чжисюанем Сюем решили учить роботизированные руки по тому, как меняются места прикосновения к предмету. Для этого они использовали изображения с камер у кончиков пальцев и описание поверхности контакта.

Один этап их метода записывает, где пальцы человека касались вещи. Другой помогает роботу выбрать свои места прикосновения и движения кисти. Это важно потому, что человеческая ладонь и рука робота могут сильно отличаться. Слепое повторение углов человеческих суставов не обязательно позволит роботу удержать тот же предмет.

Метод сравнили с другими вариантами на шести сочетаниях заданий и роботизированных рук. Авторы сообщили, что средний успех на заключительном этапе вырос как минимум на 50 процентных пунктов. Процентный пункт означает разницу между долями успеха: например, рост с 20% до 70% равен 50 пунктам.

Архитектура разделяет интерфейс демонстрации и интерфейс обучения. Первый совмещает общую геометрию контакта с цветными изображениями от камер у кончиков пальцев и при переносе сначала согласует контакт, а затем позу. Второй использует планировщик относительных траекторий контактных поверхностей и низкоуровневое управление кистью и пальцами. Авторы опубликовали программное обеспечение и аппаратные чертежи, что облегчает независимые эксперименты с другими кистями.

В опытах участвовали определённые модели рук и набор заданий. Это не доказательство, что новый способ уже умеет обращаться с любой посудой или инструментом. Но внимание к самому прикосновению помогает объяснить, почему похожее движение пальцев иногда даёт совсем разный результат.

В человеческом захвате важны силы и положение точек контакта, а не только похожая поза. Именно поэтому одинаково согнутые пальцы могут удержать одну чашку и уронить другую. В Contact Imitation Interface исследователи записывают, как контакт перемещается по поверхности предмета, а затем находят подходящее движение уже для роботизированной кисти. Камеры у кончиков пальцев помогают видеть взаимодействие вблизи, а отдельный контроллер координирует кисть и пальцы.

Результат «не менее 50 пунктов» относится к заключительному этапу шести пар рука–задача, а не к любой манипуляции целиком. Изменение материала предмета, ошибок калибровки и начального подвода руки требует отдельной проверки. Метод сохраняет прежде всего характер соприкосновения, а не визуальное сходство человеческих и роботизированных поз.

Описанный выигрыш относится к конкретным шести сочетаниям руки и задачи. Он не отвечает, что произойдёт с мокрым стаканом, мягкой тканью или неожиданно скользкой поверхностью. Эти случаи потребуют новых опытов, даже если движения пальцев выглядят знакомыми.

Источники

Contact Imitation Interface: Transferring Dexterous Skills by Showing How Contact Unfolds · 2026-10-29

Маленький робот-агент почти догнал большого после улучшения окружающего кода

У робота есть не только обученная нейросеть, но и программная обвязка: код, который вызывает инструменты, запоминает ошибки и решает, когда повторить попытку. Кэхун Гун и коллеги в исследовании TinyAstral попробовали улучшить именно эту окружающую часть, не меняя параметры большой модели. Затем они обучили маленькую модель действовать внутри уже улучшенной системы.

Программирующие агенты изучали журналы попыток и предлагали исправления обвязки. Каждое изменение принимали только после парного статистического сравнения. После этого собрали примеры действий большой модели, включая восстановление после неудач, и использовали их для обучения компактного ученика. Такой перенос знаний от большой модели к маленькой называют дистилляцией. Он не означает, что у робота изменились моторы или датчики.

На виртуальном наборе RoboTwin успешность учителя выросла с 33,4% до 63,6% после улучшения обвязки. Ученик с 4 млрд параметров достиг 62,8% в той же системе. В измеренных запусках он использовал примерно пятую часть времени ускорителя, нужного учителю. Это показатель вычислительной нагрузки, а не цены всего робота и его обслуживания.

Необычная деталь в том, что иногда выигрыш создаёт не более крупная нейросеть, а хорошо организованная работа вокруг неё. Однако исследования на виртуальных заданиях не гарантируют, что автоматически исправленный код будет безопасен при работе с людьми. Для проверки нужны исходные журналы, условия сравнения и версии программной обвязки.

Источники

TinyAstral: Transferring Self-Evolving Harnesses to Tiny Generalist Manipulation Agents · 2026-10-30

Почему робот, который лучше следит за человеком, может чаще сталкиваться

Представь робота, который должен идти за определённым человеком в людном коридоре. Если перед ним пройдёт кто-то в похожей одежде, робот может ошибиться. Группа исследователей во главе с Минъяном Люем проверила, как улучшение слежения за человеком влияет на безопасность движения.

Когда исследователи обучили программу не терять человека из виду, она стала успешнее выполнять задание. Но в некоторых испытаниях выросло число столкновений. Поэтому учёные добавили отдельную проверку опасности. Она смотрит на признаки того, где находится нужный человек и насколько уверенно робот его отличает от других.

Если риск слишком высок, программа уменьшает шаг вперёд, который робот собирался сделать. При этом она не меняет его поворот. В испытаниях более 98% шагов остались такими же, как раньше. А число столкновений в сложной проверке снизилось на 3,96 процентного пункта по сравнению с вариантом без дополнительной защиты.

Авторы дообучили только головную часть планировщика компактной модели зрения, языка и действий, сохранив основной блок фиксированным. Дополнительный оценщик риска использует 84 признака, включая кандидатов на цель, разницу уверенности, оценку расстояния и направления и команду робота. При превышении порога он уменьшает поступательное смещение следующей точки пути, не меняя поворот. Таким образом, вмешательство привязано к состоянию цели, а не является постоянным ограничением скорости.

Такой результат не означает, что робот теперь безопасен в любом торговом центре. Исследователи сравнивали программы в определённых условиях и не объявляли их полностью защищёнными от всех ошибок. Особенно интересно, что просто постоянное замедление не дало такого же эффекта.

Представим, что робот перестал останавливаться при сомнениях и теперь продолжает движение к похожей фигуре. Его успех в слежении может вырасти, но цена ошибки становится выше. Исследователи не стали просто постоянно замедлять машину. Они оценивали признаки того, насколько уверенно распознана цель, и сокращали следующий шаг лишь в опасные моменты. Так получилось сохранить обычное движение в большинстве случаев.

В одновременном повторном сравнении снижение столкновений составило 3,77 пункта против 0,29 пункта в контрольных парах. Метод не даёт формальной гарантии безопасности за пределами испытанных сценариев. Постоянное замедление без анализа положения цели не воспроизвело эффект — это важная граница между фильтром и простым регулятором скорости.

Особенно показательна контрольная проверка: постоянное замедление не воспроизвело улучшение. Но система оценивалась в специальных сценариях, а не в любом людном месте. Робот, умеющий дольше следовать за человеком, всё ещё нуждается в независимой защите от столкновений.

Источники

TRACE: Target-State Risk-Aligned Conditional Execution for Embodied Tracking · 2026-10-30

Почему одну карту мира нельзя просто передать любому роботу

В узком коридоре маленький робот на колёсах и большой робот с другой системой поворота не могут ехать совершенно одинаково. Команда «поверни направо» приведёт к разным движениям. Группа Чжидуна Вана предложила учить одну программу планировать путь для нескольких видов роботов, не забывая об их различиях.

В основе метода лежит модель мира: программа пытается предсказать, как изменится картинка вокруг робота после движения. Но одной картинки недостаточно. Учёные добавили описание того, как именно конкретный робот разгоняется и поворачивает. Поэтому программа может выбирать путь с учётом возможностей машины, а не только свободного места впереди.

В компьютерных испытаниях участвовали семь роботов пяти типов движения. Общая программа выполняла задания успешнее некоторых

сравниваемых способов на 3,8–10,6 процентного пункта. Затем исследователи три минуты управляли настоящим роботом вручную, чтобы узнать особенности его движения, и проверили путь в незнакомом помещении.

Авторы связывают общую модель мира с дифференцируемой упрощённой моделью движения конкретного робота через изменение положения камеры. Общий предсказатель обучен на данных нескольких платформ, а параметры кинематики идентифицируют отдельно. При мысленном развёртывании будущего команда сначала проходит через модель робота, затем через предсказатель сцены. Это позволяет учитывать ограничения поворота и скорости без обучения отдельной политики для каждого типа машины.

Проверка настоящего робота важна, но она не означает, что программа уже подходит для любого транспорта или лестниц. В работе отдельно говорится о движении по ровной поверхности и определённых типах машин.

Дело не только в том, видит ли робот свободный проход. Разные машины по-разному поворачивают, тормозят и ускоряются. Если планировщик представляет лишь картинку комнаты, он может предложить невозможный поворот. Исследователи добавили небольшое описание движения каждой машины к общей модели мира. Получается сочетание общего знания о сцене и частных физических ограничений, а не один набор одинаковых команд для всех.

В реальном опыте параметры новой платформы определяли после трёх минут ручного движения, затем проверяли навигацию в незнакомых помещениях. Но центральное предположение о ровной поверхности не охватывает лестницы, крутые уклоны и контактное преодоление препятствий. Числовое превосходство над базовыми методами получено в симуляции, а реальный опыт подтверждает более узкий сценарий переноса.

Для настоящего робота понадобилось три минуты ручного движения, чтобы определить его особенности. Это не время полной установки и не проверка движения по лестницам. Интересно, насколько коротким может быть знакомство с новой машиной, прежде чем общий планировщик начнёт делать полезные прогнозы.

Источники

Cross-Embodiment Motion Planning by Coupling Body-Agnostic World Model with Differentiable Ego-Dynamics · 2026-10-30

Анализ

Между знанием и движением есть промежуточный слой

Видео, контакты пальцев и программная обвязка помогают переводить знания в физические действия.

Улучшение результата не всегда требует новой большой модели: иногда достаточно другой информации или порядка работы.

Источники

WorldBridge: Bridging Video and Action for Task Generalization in World Action Models · 2026-10-29

Contact Imitation Interface: Transferring Dexterous Skills by Showing How Contact Unfolds · 2026-10-29

TRACE: Target-State Risk-Aligned Conditional Execution for Embodied Tracking · 2026-10-30

Cross-Embodiment Motion Planning by Coupling Body-Agnostic World Model with Differentiable Ego-Dynamics · 2026-10-30

TinyAstral: Transferring Self-Evolving Harnesses to Tiny Generalist Manipulation Agents · 2026-10-30

Словарь выпуска

Ключевые понятия этого выпуска.

01 **WorldBridge**

Модель, связывающая предсказание видео с действиями робота.

02 **RoboTwin 2.0**

Виртуальный набор заданий для оценки управления роботами.

03 **Contact Imitation Interface**

Метод переноса навыков через геометрию прикосновения.

04 **контактная поверхность**

Участок предмета, где пальцы передают усилие.

05 **TRACE**

Фильтр риска для слежения за человеком.

06 **Hourglass**

Общая навигация с отдельной моделью движения каждой платформы.

07 **модель мира**

Программа, предсказывающая изменение сцены после движения.

08 **TinyAstral**

Метод переноса улучшенной обвязки в небольшого робота-агента.

09 **программная обвязка**

Инструменты, память и обработка ошибок вокруг обученной модели.

10 **дистилляция**

Обучение маленькой модели по поведению большой.

11 **процентный пункт**

Разница между значениями успешности, выраженными в процентах.

Источники

WorldBridge: Bridging Video and Action for Task Generalization in World Action Models · 2026-10-29

Contact Imitation Interface: Transferring Dexterous Skills by Showing How Contact Unfolds · 2026-10-29

TRACE: Target-State Risk-Aligned Conditional Execution for Embodied Tracking · 2026-10-30

Cross-Embodiment Motion Planning by Coupling Body-Agnostic World Model with Differentiable Ego-Dynamics · 2026-10-30

TinyAstral: Transferring Self-Evolving Harnesses to Tiny Generalist Manipulation Agents · 2026-10-30