Physical AI — путь в прекрасное далёко.



ПРАВДА РЕПЛИКАНТА

ГАЗЕТА О ФИЗИЧЕСКОМ ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ

ИТИКАВА (Япония)

Прогноз · 2026-11-02 · JST

УТРО · 09:00	16.9°	Облачно Ветер: ЮЗ 1.22 м/с · 0%
ДЕНЬ · 12:00	21.3°	Облачно Ветер: ЮЗ 1.84 м/с · 0%
ВЕЧЕР · 18:00	14.4°	Дождь Ветер: С 2.53 м/с · 96%

За сутки: 12.9–21.7 °C
Вероятность осадков: 97%

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

ВЫПУСК № 5 · 2026-11-02 rev. 1 ·

Погода: источник: Open-Meteo · Получено: 2026-11-02 04:51 JST

Правда репликанта — Для любознательных

Исследования робототехники: от обучения и прикосновений до проверки навыков и практических ограничений.

Новости

Роботам предлагают рисовать по словам, чтобы проверить гибкость обучения

Когда робот повторяет один знакомый жест, трудно понять, способен ли он действовать по новому заданию. Команда Сянъюя Сю предложила BURGER — испытание, в котором манипулятор получает словесное описание рисунка и сам выбирает последовательность штрихов. Одинаковое пустое поле допускает разные правильные изображения и порядки движения, поэтому запоминания одной траектории недостаточно.

Авторы собрали 28 200 виртуальных демонстраций по 282 задачам рисования и сравнили пять моделей, связывающих зрение, язык и действия робота. Они изучали влияние разнообразия примеров, понимание пространственных отношений и способность выполнять незнакомые сочетания знакомых предметов. Исследование обнаружило различия между моделями и отдельные случаи переноса навыков на новые композиции.

В работе также показана политика, перенесённая на настоящий манипулятор Franka Panda: робот рисовал, реагируя на вмешательство человека. Но рисунок — специально выбранная задача с контролируемыми движениями, а не универсальный тест работы на кухне или складе. Оценка показывает, какие свойства управления можно измерить сравнительно дёшево, не доказывая общей самостоятельности.

Самое интересное здесь — различие между выученным примером и новым поведением. Обобщение означает, что система справляется с условиями, которых не было в точности в учебных данных. Однако один эффектный ролик не показывает, сколько попыток завершилось неудачей. Полезно спросить, как выглядели контрольные задания, менялись ли предметы и освещение, кто выбирал удачные демонстрации и какие сравнения проводились. Тогда новая технология становится понятной как проверяемая гипотеза, а не как обещание робота, который уже умеет всё. Здесь важно не качество красивого рисунка само по себе, а способность перенести знакомые элементы на новую композицию. Точность линий и понимание инструкции нужно различать.

Источники

BURGER: Benchmarking and Understanding Robotic Generalization via Embodied Drawing · 2026-10-29

ИИ-агенты строят тренажёры для роботов, но сложные задания пока остаются нерешёнными

Создание достоверной виртуальной среды для обучения робота требует значительных усилий специалистов. Пранджал Аггарвал и Шон Веллек предложили Gym-Anything: программирующие агенты строят симуляции, а проверяющая процедура оценивает качество физической модели и задания. Авторы выбирали виды работ с опорой на структуру экономики США, чтобы выйти за пределы привычных учебных сценариев.

RoboWorld содержит 25 симуляций, 175 учебных сред и 25 отдельных тестовых сред. По словам авторов, даже сильнейшие проверенные модели не выполнили ни одного тестового задания; средняя награда составила 0,06. Это численная оценка внутри симулятора, а не процент успеха реального робота. Исследователи также проверили обучение на повторных попытках, помощь наставника с доступом к внутреннему состоянию симулятора и программно созданные демонстрации.

Несколько подходов улучшили результаты в экспериментальной постановке, но перенос на физическое оборудование пока не гарантирован. Автоматически созданный мир может неверно отражать трение, контакт и неожиданные события настоящего производства.

Самое интересное здесь — различие между выученным примером и новым поведением. Обобщение означает, что система справляется с условиями, которых не было в точности в учебных данных. Однако один эффектный ролик не показывает, сколько попыток завершилось неудачей. Полезно спросить, как выглядели контрольные задания, менялись ли предметы и освещение, кто выбирал удачные демонстрации и какие сравнения проводились. Тогда новая технология становится понятной как проверяемая гипотеза, а не как обещание робота, который уже умеет всё. Прежде чем полагаться на оценки симулятора, необходимо сравнить воспроизведение контактов, трения и условий задачи с измерениями реального оборудования. Низкая оценка в тесте показывает пробел именно в этом испытании.

Источники

Gym-Anything for Robotics: Scaling physical simulations with digital agents · 2026-10-29

Робот оценивает механику дверей и ящиков до следующего движения

Обычная карта помещения говорит роботу, где находится дверь, но не сообщает, насколько тяжело она открывается и в какую сторону движется. Дибьенду Гхош предложил PhysVLMM — метод хранения вероятностных представлений о механике подвижных деталей прямо в карте сцены. После измеренного усилия система обновляет знания, а планировщик спрашивает, допустимо ли действие при заданном риске.

Наблюдать движение недостаточно, чтобы однозначно восстановить динамику предмета. Даже измеренное подтягивание раскрывает сведения лишь об испытанной детали и направлении. Поэтому алгоритм хранит распределение возможных свойств, переносит часть информации на похожие непроверенные детали и может отказаться от ответа при недостатке доказательств.

В экспериментах с дверями и ящиками 18 домов тип соединения определялся в 86% отложенных попыток против 48% у метода по одному изображению. Ошибка прогноза реакции на тягу составила CRPS 0,323 против 0,544 у дифференцируемой симуляции, а расчёт занимал 13 миллисекунд вместо 230 секунд на случай. Это результаты конкретных испытаний, а не универсальная гарантия безопасности.

Самое интересное здесь — различие между выученным примером и новым поведением. Обобщение означает, что система справляется с условиями, которых не было в точности в учебных данных. Однако один эффектный ролик не показывает, сколько попыток завершилось неудачей. Полезно спросить, как выглядели контрольные задания, менялись ли предметы и освещение, кто выбирал удачные демонстрации и какие сравнения проводились. Тогда новая технология становится понятной как проверяемая гипотеза, а не как обещание робота, который уже умеет всё. Сила, направление движения и уровень неопределённости должны оставаться измеряемыми величинами. Важно отдельно проверить последствия ошибочного разрешения действия.

Источники

PhysVLMM: Interaction-Conditioned Physical Belief Maps for Articulated Objects in Robot Scene Maps · 2026-10-29

Человеческие движения пальцев превращают в учебные данные для роботизированной руки

Человеческая кисть и механическая рука устроены по-разному: одинаковое движение пальцев не гарантирует одинакового контакта с предметом. Команда Хаочжэ Чжана предложила TouchBridge, совместно разработав носимое устройство для записи действий человека и соответствующий интерфейс роботизированной руки. Оба собирают визуальные и тактильные сигналы, чтобы переводить демонстрации между разными конструкциями.

Компонент Tac-Retarget сопоставляет участки контакта кончиков пальцев и их взаимное расположение, используя измеренные прикосновения. Авторы

подчёркивают, что для преобразования не нужны трёхмерная модель предмета, точная оценка его позы или физический симулятор. После синтеза изображений и преобразования команд данные используются для дополнительного обучения модели, связывающей изображение, язык и движение.

В четырёх реальных задачах с существенным контактом политики, обученные только на преобразованных человеческих демонстрациях, достигли среднего успеха 72,5%. Обучение на равном количестве демонстраций, записанных при прямом управлении роботом, дало 77,5%, зато человеческие записи собирались в семь раз быстрее. Это результат ограниченного набора задач и оборудования; перенос на другие руки и материалы ещё нужно проверять.

Самое интересное здесь — различие между выученным примером и новым поведением. Обобщение означает, что система справляется с условиями, которых не было в точности в учебных данных. Однако один эффектный ролик не показывает, сколько попыток завершилось неудачей. Полезно спросить, как выглядели контрольные задания, менялись ли предметы и освещение, кто выбирал удачные демонстрации и какие сравнения проводились. Тогда новая технология становится понятной как проверяемая гипотеза, а не как обещание робота, который уже умеет всё. Семикратное ускорение записи не отменяет проверки контакта с конкретным предметом. Разница между 72,5% и 77,5% важна вместе со стоимостью ошибок и дообучения.

Источники

TouchBridge: Tactile-Conditioned Human-to-Robot Transfer for Dexterous Manipulation · 2026-10-29

Один подход к обучению приспосабливают к двум роботизированным кистям

Две роботизированные кисти могут иметь разное количество суставов, но им приходится решать похожие задачи: удерживать предмет, поворачивать его и согласовывать движение обеих рук. Сяоюй Ян и Нань У предложили AcrossDEX 1.0, объединяющий предварительное обучение на движениях людей, обучение в симуляции, сбор демонстраций робота и управление с обратной связью по изображению.

На этапе предварительного обучения система предсказывает одну секунду движения двух рук по пяти изображениям и тридцати размеченным состояниям кистей из предыдущей секунды. Для переноса между конструкциями сохраняются общие представления движения запястий, а управление пальцами учитывает особенности конкретной руки. Авторы проверяли шестиканальные кисти Inspire и кисти Allegro с шестнадцатью суставами.

В испытаниях прямая регрессия дала 40,6% успеха при открывании и возвращении крышки, 100% при переориентации предмета кистью Inspire и 93,3% кистью Allegro. Метод flow matching показал 90% на переориентации Allegro. Это разные задачи и настройки, поэтому цифры нельзя напрямую считать общим рейтингом рук. Исследование также подчёркивает пользу согласования соседних фрагментов плана.

Самое интересное здесь — различие между выученным примером и новым поведением. Обобщение означает, что система справляется с условиями, которых не было в точности в учебных данных. Однако один эффектный ролик не показывает, сколько попыток завершилось неудачей. Полезно спросить, как выглядели контрольные задания, менялись ли предметы и освещение, кто выбирал удачные демонстрации и какие сравнения проводились. Тогда новая технология становится понятной как проверяемая гипотеза, а не как обещание робота, который уже умеет всё. Общие представления запястья и отдельные параметры пальцев позволяют изучать перенос между конструкциями. Результаты зависят от предмета и метода управления.

Источники

AcrossDEX 1.0: From Human Motion Pretraining to Bimanual Dexterous Manipulation across Hand Embodiments · 2026-10-29

Анализ

Проверяемые навыки важнее эффектных демонстраций

Новые работы делают акцент на структурированных данных, измерениях и проверяемых результатах.

Следующий этап — независимая проверка на других роботах и реальных задачах.

Источники

BURGER: Benchmarking and Understanding Robotic Generalization via Embodied Drawing · 2026-10-29

Gym-Anything for Robotics: Scaling physical simulations with digital agents · 2026-10-29

PhysVLMM: Interaction-Conditioned Physical Belief Maps for Articulated Objects in Robot Scene Maps · 2026-10-29

TouchBridge: Tactile-Conditioned Human-to-Robot Transfer for Dexterous Manipulation · 2026-10-29

AcrossDEX 1.0: From Human Motion Pretraining to Bimanual Dexterous Manipulation across Hand Embodiments · 2026-10-29

Словарь выпуска

Ключевые понятия этого выпуска.

01 **обобщение**

Способность применять изученный навык в новых условиях.

02 **траектория**

Последовательность положений и движений во времени.

03 **тактильные данные**

Измерения прикосновения, дополняющие изображения камер.

04 **симуляция**

Виртуальная модель физических действий для обучения и проверки.

05 **обратная связь**

Изменение движения после получения новых наблюдений.

Источники

BURGER: Benchmarking and Understanding Robotic Generalization via Embodied Drawing · 2026-10-29

Gym-Anything for Robotics: Scaling physical simulations with digital agents · 2026-10-29

PhysVLMM: Interaction-Conditioned Physical Belief Maps for Articulated Objects in Robot Scene Maps · 2026-10-29

TouchBridge: Tactile-Conditioned Human-to-Robot Transfer for Dexterous Manipulation · 2026-10-29

AcrossDEX 1.0: From Human Motion Pretraining to Bimanual Dexterous Manipulation across Hand Embodiments · 2026-10-29