Physical AI — путь в прекрасное далёко.

ПРАВДА РЕПЛИКАНТА

ГАЗЕТА О ФИЗИЧЕСКОМ ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ

ИТИКАВА (Япония)

Прогноз · 2026-11-01 · JST

УТРО · 09:00	15.3°	Облачно Ветер: СЗ 1.97 м/с · 0%
ДЕНЬ · 12:00	18.3°	Ясно Ветер: СЗ 0.67 м/с · 0%
ВЕЧЕР · 18:00	17.9°	Облачно Ветер: В 1.33 м/с · 8%

За сутки: 13.2–19 °C
Вероятность осадков: 8%

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

ВЫПУСК № 4 · 2026-11-01 rev. 3 ·

Погода: источник: Open-Meteo · Получено: 2026-11-01 01:07 JST

Данные репликанта — инженерная редакция

Методы оценки, управления и проверки робототехнических систем: что измерено и где остаются ограничения.

Новости

Модели роботов предлагают сравнивать по цене адаптации и доказательствам

Высокий процент успешных действий на демонстрации ещё не означает, что модель робота выгодно внедрять на предприятии. Заказчику важно знать стоимость дообучения, требования к вычислительному оборудованию и возможность повторить эксперимент. Синь Ма и соавторы предложили RoboSeed — систему оценки моделей, связывающих изображения и команды с действиями робота, и моделей, прогнозирующих физические изменения.

Авторы выделили пять направлений: способность решать задачи, доступность дополнительного обучения, стоимость развёртывания, локально проверенную исследовательскую ценность и доказательства воспроизводимости. Измерения переводятся в профили по шкале от нуля до ста. Можно выбрать сбалансированное сравнение либо сильнее учитывать ограничения на обучение или эксплуатацию.

Особенность метода — честное обращение с отсутствующими данными. Если доказательств не хватает, общий рейтинг не рассчитывают, а пробелы показывают явно. Дополнительно проверяется, допустимо ли сравнивать системы с разными интерфейсами и протоколами. Иначе разница в условиях испытаний может выглядеть как превосходство одной модели.

Исследователи применили подход к нескольким моделям, используя локальное обучение, опубликованные веса и аудит задач. Они обнаружили зависимость выбора модели от бюджета и способа адаптации. Но неполные сведения о работе моделей и неодинаковые протоколы не позволили честно выстроить все системы в единый числовой ряд.

Для бизнеса метод помогает сформулировать вопросы перед пилотом: какие действия проверены, сколько вычислений нужно для настройки, каковы задержки на целевом оборудовании и можно ли повторить результаты. Ответы влияют на стоимость владения и риск интеграции. Сам RoboSeed не гарантирует безопасность, экономию труда или окупаемость внедрения.

Для воспроизводимости важно отделить измеренное в эксперименте от предполагаемой пользы в других условиях. Следующий инженерный шаг — проверить чувствительность результата к настройкам, составу тестовых сцен и способу регистрации ошибок.

Источники

RoboSeed: Multidimensional Evaluation of Vision-Language-Action and World-Action Models · 2026-10-29

LOGIV проверяет зависимости между действиями робота и восстанавливает нарушенные условия

Для внедрения важно отделять исследовательские результаты от гарантированных эксплуатационных характеристик. Позволяет исследовать слой над VLA и моделями действий, отделяя надёжность последовательности от качества отдельного навыка. Проверено на ограниченных наборах двухручных

задач; реальных успешных попыток 17 из 30, а не 30 из 30.

Робот может успешно поставить предмет на стол, но следующая операция всё равно сорвётся: кто-то сдвинул предмет, и прежнее условие больше не выполняется. Исследователи во главе с Энцяо Лу предложили LOGIV, программный слой для выполнения длинных последовательностей действий. Он не заменяет модель, которая управляет руками, а следит за тем, остаются ли истинными условия, на которых строится план. Работа размещена на arXiv 29 октября 2026 года и рассматривает исполнение задач с несколькими зависимыми этапами.

Ключевая структура — граф задачи. Его связи показывают, какое действие создаёт необходимое условие для другого и в каком порядке нужны общие ресурсы. После выполнения шага система использует наблюдения, чтобы проверить состояние, а не просто отмечает команду как завершённую. Если условие нарушено, LOGIV прослеживает зависимость назад, выбирает необходимые восстановительные действия и проверяет продолжение плана на символическом уровне. Подход рассчитан на работу поверх существующих моделей зрения, языка и действий, известных как VLA, а также моделей мировых действий; новые обучаемые параметры для этой надстройки не требуются.

Авторы сравнили подход на 20 задачах для двух роботизированных рук из наборов RoboTwin V2 и BiCoord с тремя вариантами базового исполнения. Для двух наборов они сообщают прирост среднего успеха без специально внесённых помех на 10,67 и 15,33 процентного пункта соответственно. При заранее заданных нарушениях условий метод превосходил три адаптированных варианта восстановления на обоих наборах. В трёх задачах с физическими роботами число успешных испытаний увеличилось с 12 до 17 из 30. Это важное уточнение: улучшение измерено, но надёжность ещё далека от промышленной гарантии.

Инженерный интерес состоит в разделении двух причин отказа: исполнительный навык может работать правильно, а логика последовательности — опираться на устаревшее состояние. Граф делает такую ошибку наблюдаемой и позволяет чинить только затронутую часть плана. Однако результат зависит от качества восприятия, правильности описания условий и доступных действий восстановления. Пока неизвестно, как система поведёт себя на существенно более длинных производственных циклах, при ошибках датчиков и при нескольких одновременно изменяющихся объектах.

Для воспроизводимости важно отделить измеренное в эксперименте от предполагаемой пользы в других условиях. Следующий инженерный шаг — проверить чувствительность результата к настройкам, составу тестовых сцен и способу регистрации ошибок.

Источники

LOGIV: Graph-Verified Execution with Causal Local Repair for Long-Horizon Robot Tasks · 2026-10-29

Проверка допустимости действий встроена в обучение генеративной политики робота

Для внедрения важно отделять исследовательские результаты от гарантированных эксплуатационных характеристик. Подход позволяет использовать существующий collision checker без аналитической модели всей допустимой области. Эксперимент один, в симуляции; время вывода выросло с 0,071 до 1,345 секунды на блок действий.

Генеративная модель может предложить манипулятору движение, которое выглядит разумным по обучающим данным, но пересекает препятствие или выходит за пределы суставов. Работа Цзяньмина Ма и коллег от 29 октября 2026 года исследует способ встроить проверку таких ограничений прямо в процесс формирования действия. Их метод рассчитан на генерацию траекторий через flow matching — последовательное преобразование начального набора команд в итоговое движение. Важная предпосылка: доступна проверяющая функция, отвечающая только «можно» или «нельзя», но не предоставляющая формулу допустимой области.

Авторы называют такую функцию двоичным оракулом допустимости. При прямом проходе алгоритм проверяет предлагаемый шаг и сокращает его до границы разрешённой области, используя поиск вдоль направления движения. При обратном проходе, когда модель обучается, дополнительные запросы около границы помогают оценить направление изменения ограничения и передать приближённый градиент. В результате одна и та же защитная процедура действует и во время обучения, и при применении политики. Это отличается от простой проверки готовой траектории в конце: модель получает сигнал о тех исправлениях, с которыми встретится на практике.

Испытание выполнено в симуляторе RoboTwin 2.0 на задаче переноса бутылки с обходом другой бутылки и поверхности стола. Авторы дообучали модель π0.5 на 150 экспертных траекториях, используя один ускоритель H100, и оценивали 30 эпизодов.

Защищённая версия дала 11 успешных эпизодов из 30 и 100% допустимых проверенных шагов; исходная версия — 13 из 30 и 78,25% допустимых шагов. Цена проверки заметна: время вывода одного блока действий выросло с 0,071 до 1,345 секунды. Это не бесплатная гарантия безопасности, а измеримый обмен скорости на соблюдение заданных ограничений.

Для инженерного применения привлекательна возможность повторно использовать существующий механизм проверки столкновений, даже если он не дифференцируем. Но оракул в эксперименте получал привилегированную информацию симулятора, а не шумные показания реальных датчиков. Метод также предполагает допустимую начальную конфигурацию и может испытывать трудности в сложных невыпуклых пространствах, где прямой путь пересекает препятствие. Стопроцентный показатель относится только к проверенным шагам конкретного симуляционного теста; его нельзя переносить на безопасность физического манипулятора без отдельной оценки.

Для воспроизводимости важно отделить измеренное в эксперименте от предполагаемой пользы в других условиях. Следующий инженерный шаг — проверить чувствительность результата к настройкам, составу тестовых сцен и способу регистрации ошибок.

Источники

Learning Safe Flow Matching Robot Policies from Binary Feasibility Oracles · 2026-10-29

Мягкие захваты проектируют с запасом на ошибки наведения

Робот может правильно распознать предмет, но подвести захват немного не туда. Жёсткие пальцы иногда теряют контакт, а мягкий материал способен подстроиться под форму вещи. Исследователи во главе с Куртом Энкерой представили SimTO-Robust — метод компьютерного проектирования мягких захватов, учитывающий такие ошибки заранее.

Вместо расчёта под один идеальный предмет метод моделирует контакт с несколькими геометриями и положениями руки. Полученные контактные силы используются для улучшения формы захвата. Часть надёжности таким образом переносится из сложного программного управления в механические свойства детали. Это не отменяет датчиков, но может уменьшить последствия ошибок позиционирования.

Команда рассчитала 6646 конструкций и изготовила 24 для физических испытаний. В сравнении участвовали десять специализированных мягких вариантов, два жёстких захвата и один универсальный мягкий. Всего 37 устройств проверили на пяти предметах с выраженными особенностями формы, при шести положениях и с внешними воздействиями возрастающей силы.

В среднем новые конструкции успешнее переносили предметы, чем специализированные и жёсткие базовые варианты. Лучшие выдерживали более сильные возмущения, чем остальные участники испытаний. Однако результат относится к конкретным материалам и условиям; он не доказывает, что любой мягкий захват всегда лучше жёсткого или удерживает любую нагрузку.

Здесь интересна сама идея: иногда лучше сделать механику терпимой к ошибкам, чем бесконечно усложнять алгоритм. Это может пригодиться при сортировке, сборке и обращении с предметами необычной формы. Для реального применения ещё нужны данные об износе, загрязнении, скорости циклов и работе с тяжёлыми или незнакомыми предметами.

Для воспроизводимости важно отделить измеренное в эксперименте от предполагаемой пользы в других условиях. Следующий инженерный шаг — проверить чувствительность результата к настройкам, составу тестовых сцен и способу регистрации ошибок.

Источники

SimTO-Robust: Automated Design of Soft Grippers Robust to Grasp Pose and Object Geometry · 2026-10-29

Один контроллер гуманоидного робота выполняет разные навыки без нового обучения

Один и тот же гуманоид должен уметь идти, остановиться, нагнуться, поднять предмет и снова сохранить равновесие. Однако многие робототехнические системы требуют отдельного обучения под каждое действие. Чен Тесслер и коллеги предложили Metatron — общий слой исполнения движений, который соединяет обученную генеративную модель всего тела с программируемыми навыками. Исследование опубликовано 27 октября 2026 года, а не в день появления статьи в новостной подборке.

Базовая модель принимает частичные цели: положение отдельных частей тела к заданному времени, команды скорости и указания о характере движения. Во время обучения использовались записи движений, синтетические примеры восстановления после нарушения равновесия и движения взаимодействия с предметами, перенесённые на

робота. Затем параметры модели фиксируют. Вместо нового обучения для каждого навыка программа на каждом шаге задаёт небольшую геометрическую подсказку, а общий контроллер преобразует её в согласованное движение суставов.

Авторы описывают навыки как обычные программы с внутренним состоянием. Они также применяли программных агентов для анализа записанных движений и подбора компактных правил. На реальном Unitree G1 один неизменный набор параметров использовался для ходьбы, восстановления после толчка, посадки на мебель и подъёма предмета под дистанционным управлением. В сравнительных опытах авторы сообщили о более высокой успешности достижения целей рукой и устойчивости к толчкам, чем у проверенных ими схем отслеживания заданной траектории.

С инженерной точки зрения важно разделение между общей моторной способностью и логикой отдельного задания. Оно потенциально уменьшает количество циклов обучения при добавлении новых сценариев. Но точные требования к вычислениям, диапазон допустимых контактов и надёжность при неизвестной мебели необходимо проверять отдельно. Дистанционно управляемое подбирание предмета не следует называть самостоятельным пониманием поручения. Акробатические движения и лазание, упомянутые в работе, показаны для симулированного персонажа, а не для физического G1.

Источники

METATRON: A Promptable Whole-Body Execution Layer for Humanoids · 2026-10-27

Анализ

От отдельного трюка к проверяемой работе

Новые исследования и демонстрации показывают способы расширить набор действий робота, но качество результата зависит от условий испытания.

Сравнивать нужно не только удачное выполнение, но и ошибки, повторяемость, стоимость и участие человека.

Источники

RoboSeed: Multidimensional Evaluation of Vision-Language-Action and World-Action Models · 2026-10-29

LOGIV: Graph-Verified Execution with Causal Local Repair for Long-Horizon Robot Tasks · 2026-10-29

Learning Safe Flow Matching Robot Policies from Binary Feasibility Oracles · 2026-10-29

SimTO-Robust: Automated Design of Soft Grippers Robust to Grasp Pose and Object Geometry · 2026-10-29

METATRON: A Promptable Whole-Body Execution Layer for Humanoids · 2026-10-27

Словарь выпуска

Ключевые понятия этого выпуска.

01 **VLA-модель**

Модель, которая связывает зрительное восприятие, языковую команду и действие робота.

02 **граф задач**

Представление задачи как шагов и зависимостей между ними.

03 **мягкий захват**

Гибкий захват, который подстраивается под форму предмета и терпит небольшую ошибку наведения.

04 **проверка коллизий**

Проверка, не пересечётся ли запланированное движение робота с препятствием.

05 **управление всем телом**

Координация движений корпуса, рук и ног гуманоидного робота.

Источники

RoboSeed: Multidimensional Evaluation of Vision-Language-Action and World-Action Models · 2026-10-29

LOGIV: Graph-Verified Execution with Causal Local Repair for Long-Horizon Robot Tasks · 2026-10-29

Learning Safe Flow Matching Robot Policies from Binary Feasibility Oracles · 2026-10-29

SimTO-Robust: Automated Design of Soft Grippers Robust to Grasp Pose and Object Geometry · 2026-10-29

METATRON: A Promptable Whole-Body Execution Layer for Humanoids · 2026-10-27