

УДК 004.853

АРХИТЕКТУРА ЧАСТИЧНО АВТОНОМНОЙ СИСТЕМЫ СОЗДАНИЯ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

М.И. Астахов, В.А. Гончаров, А.В. Скорпион, В.А. Поздняков,
А.С. Островский, Н.А. Силивестрова

М.И. Астахов; В.А. Гончаров; А.В. Скорпион; В.А. Поздняков;
А.С. Островский; Н.А. Силивестрова (ЦНИИ РТК)

Создание интеллектуальных систем управления транспортом; робототехническими и киберфизическими комплексами; производством; устройствами, образующими экосистему человека, как процесс разработки требует соответствия современному этапу развития человека и технологий. Искусственный интеллект, являющийся междисциплинарной областью, основывается на таком базисе как данные и знания. Процесс перехода данных в знания в разрезе моделей машинного обучения поднимает важный вопрос – понимание решаемой проблемы, задачи через «мышление машины».

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, автономная система машинного обучения, конвейерная система машинного обучения, робототехнический комплекс, гибридная архитектура, интеллектуальные системы управления

Architecture of a Partially Autonomous System for the Creation of Machine Learning Models for Developing Artificial Intelligence (AI). M.I. Astakhov, V.A. Goncharov, A.V. Skorpion, V.A. Pozdnyakov, A.S. Ostrovsky, N.A. Silivestrova

Creation of intelligence systems for controlling transport of all types, robotic and cyber physical complexes, production processes and devices that create human ecosystem requires the compliance with the current stage of human and technology development. Artificial Intelligence, being an interdisciplinary field, is based on data and knowledge. The process of transforming data into knowledge in the context of machine learning models brings up an important question of understanding the problem or task under solvation through “machine thinking”.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, autonomous machine learning system, conveyer machine learning system, robotic complex, hybrid architecture, intelligent control systems

Постановка задачи

Состояние данных и отсутствие возможности проследить процесс и логику понимания проблемы решаемой задачи со стороны модели машинного обучения, которая вопреки некоторой математической логике показывает положительные результаты, являются одними из ключевых проблем в развитии искусственного интеллекта.

Данная проблема в прикладной области выражается в обучении модели. Например, при разработке робота представленная проблематика напрямую влияет на количество повторений операций, предусмотренных сценарием, и адаптивность системы управления к событиям среды, создающей новые данные или ресемплинг последних, не вошедших в изначальную подготовленную выборку. Подготовка и ресемплинг данных для обучения, архитектурный поиск головного алгоритма, сборка, обновление и развитие модели в разрезе создания интеллектуальной системы – являются основными затратными процессами [2, 6].

Основываясь на этом, можно сформулировать одну из важнейших задач, опирающуюся на концепцию искусственного интеллекта, – разработка реконфигурируемой архитектуры, позволяющей обучать ее алгоритмам на основе процесса естественного отбора (эволюционные алгоритмы) с программным процессором оптимизации в автономном режиме [10].

Дополнительно необходимо отметить – решение поставленной задачи через призму эволюционирования головного алгоритма позволит определить обязательный основной набор функциональных структур алгоритмов и фрейм комбинирования таких структур, применяемых в процессе эволюции интеллектуальной системы.

В настоящий момент автоматизация машинного обучения основана на подходе обучения с учителем и не решает задачи обучения без учителя и с подкреплением, не умеет обрабатывать сложные и сырые данные, не обладает функционалом конструирования моделей и выбора значимых признаков.

В лаборатории «Интеллектуальных систем управления и навигации» ЦНИИ РТК (далее – Лаборатория) разработана архитектура алгоритма комбинированного типа автономного машинного обучения, являющаяся решением поставленной задачи.

Разработанная архитектура позволяет применять таковую при создании и развитии спутников. При разработке и развитии группировки спутников, архитектура создает удаленную интегрированную платформу для будущих сетей связи, применяющих методы искусственного интеллекта, решая задачи: реплицируемости модели; минимизации издержек при проведении экспериментов, направленных на изучение распространения и устойчивости сигнала; совершенствования функции предсказания вариантов распространения сигнала при различных конфигурациях топологии сверхплотной сети объектов.

В разработке Российской орбитальной станции (Российская модульная космическая станция третьего поколения) архитектура позволит разработать набор интеллектуальных систем, например, ассистента – системы принятия решений, помогающей управлять станцией. В процессе разработки модулей космической станции архитектура позволяет прорабатывать функциональные и алгоритмические решения. Рассмотрим суть описываемой проблематики через призму подходов и методов.

Анализ классических подходов

Разработка и работа модели машинного обучения требует подбора начальной и выбора обновленных моделей. При этом важно решить задачу по мониторингу версий моделей. Классический метод (контроль версий для интеллектуальных систем) не подходит, поскольку выпуск обновленной модели является не просто сравнением изменений результатов тестирования версий и хранения. Классический подход требует учета и применения новых признаков, настройки дополнительных параметров, сравнения базовых показателей, пересмотра метрик. Решением является применение конвейерной системы машинного обучения. Но классическая архитектура конвейера требует системного переконфигурирования.

С целью лучшего понимания решаемых задач представим конвейер машинного обучения через процесс обучения модели. Классический процесс обучения модели включает [7]:

1. Сбор данных – Франсуа Шолле называет этот процесс формулированием задачи.
2. Обработка данных, подготовка выборки – собранные данные проходят форматирование, очистку, разметку.
3. Формирование особенностей набора данных – обогащение данных.
4. Конструирование новых признаков – значения данных, которые используются моделью в процессе обучения и для перехода в релиз-кандидат. Устанавливается, какие атрибуты имеют коэффициенты со значениями, определяющими предсказательную силу. На основании данного процесса создается список признаков.
5. Подбор модели обучения – выполняется параллельно. Модель основана на математической модели, задача – находить паттерны в данных.
6. Настройка и оптимизация гиперпараметров.
7. Обучение и оценка модели с учетом оптимальных параметров – выполняется процесс адаптации, подгонки под имеющиеся данные, на которых осуществляется процесс обучения.
8. Тестирование и валидация – подготавливаются данные тестирования и валидации, запускается обученная модель, проверяется коэффициент ошибки, точности прогнозов. Важно отметить, что по результатам обученную модель настраивают, модифицируют, обучают на других данных.
9. Развертывание – использование обученной модели для решения частной задачи.

Процесс обучения модели долгий и дорогой. Наиболее дорогим является достижение результата, снижение коэффициента ошибки, оптимизация – эти процессы требуют многократной проверки гипотезы, при этом изменение части кода одного компонента модели влечет существенные изменения модели в целом.

Классический конвейер машинного обучения определяется как система, используемая для управления процессами машинного обучения,

предоставляя возможности, например, управления наборами данных для обучения, настройки и обновления моделей. Конвейеры с функциями автоматизации позволяют говорить о перспективном подходе не только в обучении, но и разработке моделей.

Учитывая гипотезу эволюционного развития архитектуры, основанную на принципах конвейера и методах формирования генома, выдвигаемую инженерами Лаборатории, важно отметить, что автоматизированного конвейера недостаточно для того, чтобы сформировать систему, опирающуюся на концепцию искусственного интеллекта.

Архитектура комбинированного конвейера

Одним из преимуществ разработанной инженерами Лаборатории архитектуры комбинированного конвейера является самостоятельный архитектурный поиск. Комбинируемый подход, ансамбли из нейронных сетей и генетического алгоритма позволяют генерировать архитектуры алгоритмов интеллектуальных систем под вектор решаемых задач в реальном времени, проводить оценку производительности таковых на реальной задаче. В общем виде разработанная архитектура позволяет автоматизировать: автономный архитектурный поиск, получение новых данных и выборки, запуск процессов проверки и обработки данных, обучения модели, анализа обученной модели параллельно с рабочей, распределенного развертывания модели на системе, работающей в виртуальной и реальной среде.

Рассмотрим основные модули архитектуры, разработанной авторами [9, 12]:

Модуль оценки моделей выполняет задачу по снижению значения коэффициента ошибки. Последовательность предварительной обработки данных позволяет создать версию с привязкой к модели, обеспечивая при сборе новых данных генерацию новых моделей.

Модуль мониторинга моделей выполняет задачу по контролю версии, точности и процесса обновления, генерирует протоколы изменений модели, включающие изменения: гиперпараметров; используемых наборов данных; результирующих метрик. Контроль версии и мониторинг модели позволяют отследить и в любой момент понять, какая модель и почему была выбрана и развернута, упрощают решение задачи повторного создания и отслеживания качества модели.

В архитектуре *модуль мониторинга* отслеживает ансамбль моделей, работающих с реальными данными, и выполняет ряд задач: в группе с модулем оценки моделей обеспечивает высокую точность; в группе с модулем сборки и контроля данных изучает точность и быстродействие модели; в группе с модулем мультимодальной большой языковой модели (МБЯМ) принимает решение о повторном обучении или переобучении модели; в группе с библиотекой функциональных алгоритмов и модулем сбора контрольных данных предоставляет метрики о точности прогнозов и показатели моделей [5].

Модуль-сервер API и модуль принятия решений МБЯМ, выполняющие совокупно роль сервера авторизации, брокера-планировщика событий-обращений и задач, выполняет такие задачи как, например, формирование умной очереди, потоковой передачи данных; поддержка и оптимизация запросов, поступающих на вход в систему с актуальными данными, например с информацией от датчиков.

Необходимо отметить, что авторы проводят эксперименты с инструментами Apache Kafka и Apache Cassandra для подтверждения преимуществ разработанной архитектуры.

Модуль генерации внешней среды является одной из ключевых особенностей и параллельно работающей в конвейере моделью машинного обучения, ансамбле, включающем RBF и GAN. Данный модуль закладывает в архитектуру комбинированного конвейера математические подходы из теории игр: игра вероятностей, правила минимакса, игра с ненулевой суммой. Модуль обеспечивает максимально приближенную к реальной генерацию среды и событий. Система или пользователь через данный модуль направляет на вход обучаемой модели данные, совершая действие. Например, ансамбль генерации высоко реалистичной среды, воспроизводя процессы реальной среды локализации робота, подает на вход ансамбля моделей для системы управления, создавая ответное действие, поступающее уже на вход ансамбля генерации высоко реалистичной среды, влияя на структуру и состав среды, процесс, качество обучения. Данный модуль в совокупности с оркестратором ансамблей, модулем управления сборкой, обновлением и контролем оценки реализует основной подход рассматриваемой архитектуры [11].

Модуль области памяти включает базу данных и знаний, блок долговременной памяти, обеспечивая в том числе быстрый доступ к списку признаков. Список признаков обновляется, получая исторические данные от моделей в реальном времени из блока долговременной памяти конвейера и из master algorithm объектов, например автономных летательных аппаратов [3].

Важно отметить, что в модуле области памяти предусмотрен блок хранения эталонных данных для оценки прогнозов, сделанных моделью. Одна из задач, связанная с автоматизацией получения эталонных данных, решаемая инженерами Лаборатории, выражается, например алгоритмом машинного зрения, отслеживающим и создающим относительную оценку изменений геометрии, например конструкции транспортного средства [4].

Обратим внимание на то, что модуль области памяти содержит встроенную библиотеку функциональных алгоритмов, один из которых осуществляет автоматическую предварительную двухуровневую обработку данных перед передачей в обучаемую модель.

Модуль генерации интерфейса пользователя и модуль разметки данных, включающий генерацию контрольных точек, отвечают за получение от поль-

зователя сырых, не обработанных данных и перед передачей обучаемой модели через модуль области памяти осуществляют преобразование данных, например извлекая признаки.

Необходимо отметить, что под пользователем понимается не только человек, но и, например, робототехнический комплекс, системы управления объектами.

Модуль оценки моделей в группе с блоком долгосрочной области памяти отвечает за оценку генерации прогнозов, обновляемой модели. В группе с модулем сборщика моделей модуль оценки отвечает за готовность собираемой модели к замене. Результатом работы данного модуля, в том числе является отправка прогноза пользователю или системе управления.

Модуль оркестрации отвечает за выполнение всех процессов конвейера машинного обучения через контроль потоков данных, развертывания, работы, запуска процесса обучения и переобучения моделей. Оркестратор – ядро архитектуры комбинируемого конвейера, разработанной инженерами Лаборатории.

Модули комбинированного конвейера предоставляют возможность организовать процесс работы разработанного конвейера в автономном режиме. Обученные и обучаемые модели применяют исторические и реальные данные, последние со временем устаревают, снижая точность результатов работы модели, возрастает значение коэффициента ошибки, о котором начинает сообщать оркестратору модуль мониторинга. Рост значения коэффициента ошибки, достигая эталонного значения, запускает процесс переобучения модели. Автономный запуск данного процесса осуществляет оркестратор и модуль-сервер с планировщиком задач, улучшая способность генерации модели. Особенностью разработанной архитектуры являются функциональные и алгоритмические возможности при повторном обучении обновить модель параллельно с отслеживанием степени устаревания данных, подготавливая сборщик моделей с новыми признаками данных.

Сборщик модели для решения задач выбора, подготовки и обучения запускает выделенный поток параллельно рабочей модели, обновляет модель для ансамбля или собирает новый ансамбль. Необходимо отметить, сборщик модели машинного обучения повторно проводит обучение по заданным свойствам.

Собранная и обученная к замене модель передается в модуль оценки моделей, запуская процесс оценки, основанный на сравнении с базовыми метриками, например точностью, скоростью работы. Модуль оценки основывается на метриках точности прогнозов исторических, полученных в реальном времени с рабочей модели, и эталонных данных, представляющих собой «слепок» карты данных с наилучшим коэффициентом ошибки. Результаты подготовленной к замене модели попадают в модуль мониторинга. Если подготовленная к замене модель превосходит по оценке параметров текущую

рабочую модель, модуль оркестрации запускает процесс развертывания через модуль-сервер API.

Рассмотренные модули совокупно являются комбинированным конвейером машинного обучения, который позволяет, основываясь, в том числе на встроенном генетическом алгоритме, выбрать наилучшую модель и оптимально собрать ансамбль. Архитектура комбинированного конвейера машинного обучения представлена на рис. 1.

Разработанная архитектура позволяет, во-первых, через способ параллельного ресемплинга данных, работающих с двумя ансамблями, решать семантически связанные задачи для выявления закономерностей, выраженных диапазоном значений оценки параметров обучения. Рассматривая разработанный конвейер как систему, можно отметить, что данная возможность обеспечивает получение системой базовых знаний, стратегий, порядка комбинирований последних, которые головной алгоритм, например, робота, сможет комбинировать, получая дополнительную информацию на событие, возникающее при выполнении задачи.

Реализация данного подхода позволяет на этапе, например, разработки алгоритма для управления спутником, аналогичным Synaesthesia Fusion, создавать комбинации задач и сред локализации с взаимонаправленным влиянием событий, позволяя получить производительную модель для систем управления, достигающую максимального «выигрыша».

Во-вторых, представленная архитектура обеспечивает получение функциональных структур и фрейма комбинирования структур данных – генома AI.

Рассмотренная архитектура содержит следующий полный набор компонентов:

1. Модуль-сервер API обрабатывает поступающие внешние запросы ко всем элементам конвейерной системы, включает предварительную обработку, контролирует и обрабатывает с оркестратором внутренние запросы между модулями конвейерной системы, формирует умную очередь и план задач, включая контроль выполнения конвейерной системы;

2. Модуль оркестрации управляет всеми элементами конвейерной системы, ставит задачи на сборку, осуществляет архитектурный поиск, подготовку алгоритма к обучению, переобучению, обновлению модели, контролирует качество моделей, полноту данных и работу области памяти конвейерной системы.

3. Модуль формирования данных собирает обучающий набор и тестовый набор данных, формирует выборки на обучение, оценку модели, вносит в область памяти эталоны, определяя таковые совместно с модулем MLLM, собирает контрольные данные.

4. Модуль оценки моделей задает критерии, параметры оценки модели, находящейся в модуле сборщике, оценивает собранную модель перед обновлением рабочей и ее интеграцией в систему.

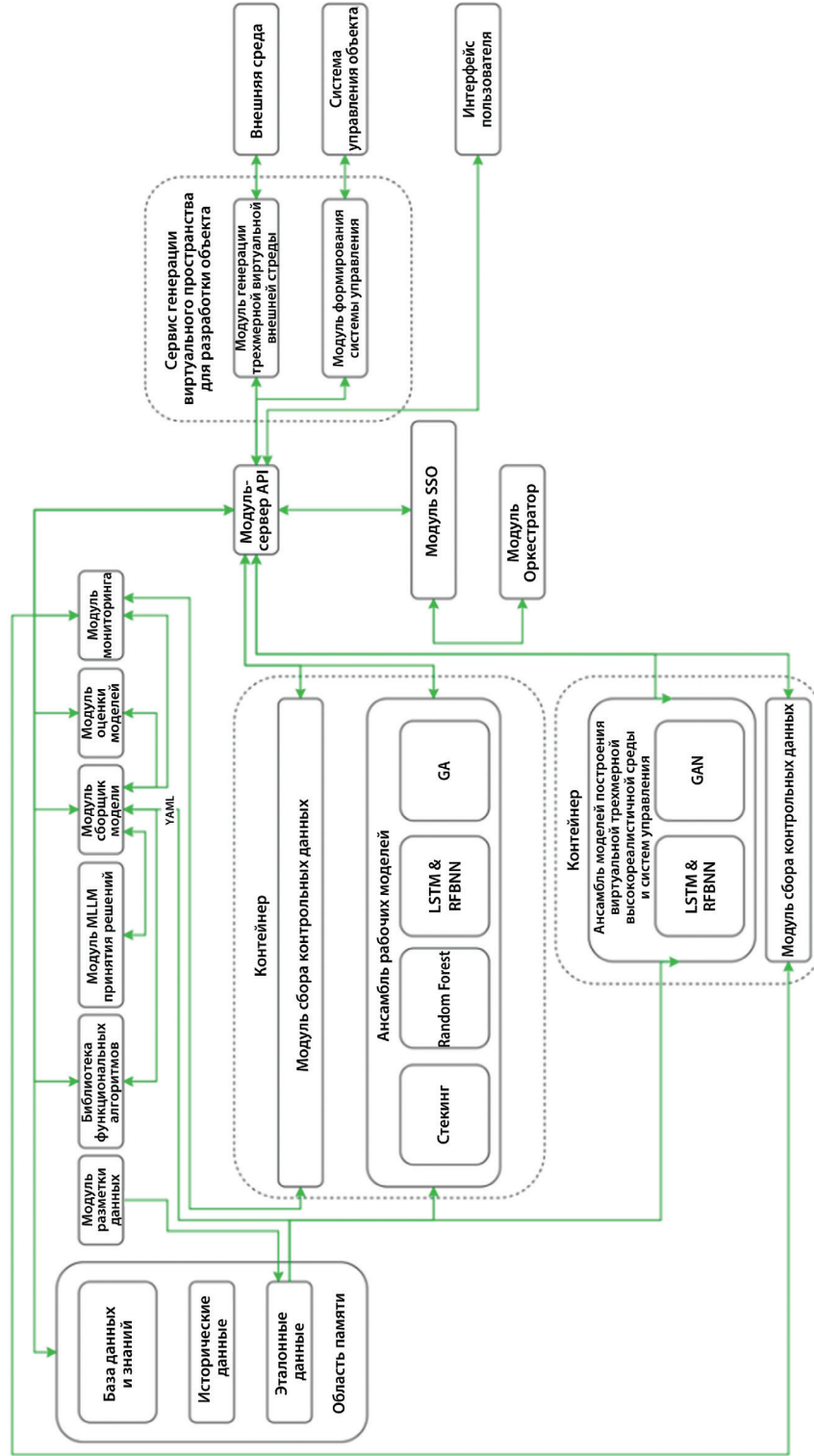


Рис. 1. Архитектура комбинированного контейнера машинного обучения

5. Модуль мониторинга отслеживает готовность модели через оценку производительности рабочей и собираемой моделей, собирает входные, контрольные, эталонные данные, прогнозы, параметры и отслеживает производительность модели за t период времени, включая аппаратную доступность и загрузку, производительность собираемой сборщиком модели.

6. Модуль области памяти содержит базу данных, на которой формируются обучающие, тестовые наборы и выборки, эталонные значения, с которыми происходят сравнения при решении задач моделями, базу знаний – графы знаний, подтвержденные работой фреймы-дополнения к наборам (обучающим, тестовым) и выборкам, к которым, в том числе, применяются методы итеративной оптимизации, исторические данные – параметры, включая гиперпараметры, и зарекомендовавшие себя в решении задач модели.

7. Модуль сборщик определяет архитектуру, собирает алгоритм модели, обучает и проводит оценку моделей через установленные метрики на производительность и оптимальность.

8. Модуль функциональных алгоритмов – библиотека, содержит наборы алгоритмов с функциями, используемыми для построения модели и работы конвейерной системы.

9. Модуль ансамбля – набор собранных, обученных моделей с методом обратного распространения ошибки, работающих с задачей обработки данных и событий, поступающих от модуля виртуальной внешней и реальной среды, комплексированной системы управления виртуального объекта и системы управления реальным объектом.

10. Модуль сбора контрольных данных формирует массив данных, основанный на получаемых из среды систем управления решениях и результатах, достигаемых алгоритмом модели, для составления метрик, основанных на параметрах, которые отмечены для перекрестной проверки модели в тестовом наборе, используемый для оценки качества работ алгоритма.

11. Модуль внешней среды собирает набор данных о событиях, происходящих в виртуальном пространстве и из реальной среды локализации объекта.

12. Модуль системы управления собирает набор данных о сценариях, событиях, процессах, происходящих в виртуальном пространстве и из реальной среды локализации объекта в t_j момент времени, и состояниях систем управления в семантической связи со сценарием, процессом, событием, происходящим в p_j момент времени.

13. Модуль МБЯМ (на схеме – модуль MLLM) взаимодействует с пользователем и объектом для получения дополнительных данных, уточнения в улучшении оценки прогнозов модели, архитектурном поиске, формировании дополнительных параметров для оптимизации модели.

14. Модуль SSO обеспечивает единый, безопасный вход в систему, управляемую разработанной архитектурой для человека и объекта, определяет протокол свой-чужой.

Отдельно необходимо отметить встроенный модуль формирования внешней среды и комплексирования системы управления, основанный на математическом аппарате и содержащий собственный ансамбль, отвечающий за генерацию внешней высоко реалистичной среды с процессами и событиями. На этапе апробации модуль способен сгенерировать виртуальное пространство орбиты для спутника Rongriao. Параллельно рабочая модель осуществляет алгоритм системы управления и анализ данных через взаимодействие с контуром управления реального аппарата Rongriao [1].

Проведенный анализ фреймворков показал, что MLaaS, SageMaker обеспечивают автоматизированный процесс обратной связи о прогнозах модели, но работает данный функционал только при подключении к Amazon Augmented AI, TPOT. Последний является надстройкой над scikit-learn, не умеет взаимодействовать с LLM моделями и категориальными строками.

Разработанная архитектура позволила повысить автономность в создании и обучении моделей управления, а равно роботов различных типов, повысив уровень автономности и самостоятельности в принятии решений, достигнув следующих результатов:

1. Уменьшение затрат времени разработки новых моделей.
2. Упрощение обновления рабочих моделей.
3. Снижение требований к пропускной способности сети.
4. Снижение трафика на модули архитектуры.
5. Сохранение в модуль области памяти метрик, агрегированных по временным интервалам.
6. Горизонтальной масштабируемости метрик по группам.
7. Обучение моделей на реальных данных, поступаемых из виртуально моделируемой среды и из реальной среды от объекта.

Разработанный конвейер позволит в дальнейшем сформировать единое информационное пространство, выделив роли: «Заказчик» – ставит задание на сборку модели и «Поставщик» – предоставляет данные для обучения от специализированных, научных, бизнес-источников, например для моделирования воздействующих климатических факторов. Применительно к интеллектуальным системам управления позволяет «Заказчику» ставить задание, получать обученную модель и головной алгоритм, интегрируемый в дальнейшем в систему управления объекта, например роботов. Конвейер проходит апробацию, отработку в работе [8] в составе СПРК.

Выводы

Новизна и оригинальность разработанной архитектуры заключается в автономности обучения и замены моделей, включающей инструменты проектирования, испытаний, тестирований и комплексирования моделей, позволяя формировать функциональные фреймы структур алгоритмов на системном уровне с последующим комбинированием и рекомбинацией, направленные на формирование искусственного интеллекта.

Важно отметить, архитектура конвейера разработана с применением нового подхода взаимно направленного алгоритмического контура, основанного на двух ансамблях моделей. Первый ансамбль отвечает за формирование трехмерной виртуальной, высокореалистичной среды локализации с событиями, процессами, создающими собой наборы данных, направляемых на вход второго ансамбля. Второй контур отвечает за формирование рабочего ансамбля для интеллектуальных систем управления объектов, например робототехнических комплексов [13].

Первый и второй ансамбль формализованы в единой системе, «связаны» по основанию – единой для ансамблей областью памяти, обеспечивающей «короткую» (являющуюся одним из типов искусственного интеллекта) и долговременную память, хранящую исторические модели, наборы данных, знаний. Данную работу двух ансамблей в рамках конвейера как единой системы можно выразить через представление ленты Мебиуса, позволяющей сформировать процесс для создания искусственного интеллекта.

Результатом проводимой инженерами Лаборатории работы стала разработанная комбинируемая автономная архитектура конвейера машинного обучения для разработки интеллектуальных систем управления, способная приблизить создание искусственного интеллекта. Комбинируемый конвейер машинного обучения позволяет подключить, например, алгоритм и спутник, аналогичные Synaesthesia Fusion и Rongpiao, через модуль формирования виртуального полигона посредством ансамбля рабочих моделей; загрузки сценария; событий; процессов, создаваемых в виртуальной, высокореалистичной трехмерной среде и подготовить модель для системы управления, сократив временные и экономические издержки на разработку, испытания, снизив количество ошибок.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Алексеев, А.Ю. Синтез распределенной системы управления группой мобильных роботов / А.Ю. Алексеев, Б.С. Юдинцев // Труды Института механики им. Р.Р. Мавлютова Уфимского научного центра РАН. – 2017. – С. 199–205.
- [2] Коллективы интеллектуальных роботов. Сферы применения / В.С. Боровик, В.И. Гуцул, С.А. Клестов, И.С. Фирсов; под ред. В.И. Сырямкина. – Томск: STT, 2018. – 140 с.
- [3] Гайдук, А.Р. Алгоритм управления движением группы мобильных роботов в условиях неопределенности / А.Р. Гайдук, С.Г. Капустян, И.О. Шаповалов // Инженерный вестник Дона. – 2018. – № 3(50). – С. 1–13.
- [4] Загорулько, Ю.А. Искусственный интеллект. Инженерия знаний: учебное пособие для вузов / Ю.А. Загорулько, Г.Б. Загорулько. – Москва: Юрайт, 2019. – С. 93.
- [5] Зыков, С.В. Программирование. Функциональный подход: учебник и практикум для академического бакалавриата. – Москва: Юрайт, 2019. – С. 285.
- [6] Разработка алгоритма адаптивной системы стыковки НПА с БЭК с использованием методов машинного обучения / Е.К. Игнатиади, М.В. Михайлов,

- В.А. Гончаров, В.А. Поздняков [и др.] // Серия Естественные и Технические Науки. – 2024. – № 1. – С. 63–68.
- [7] Кугаевских, А.В. Классические методы машинного обучения / А.В. Кугаевских, Д.И. Муромцев, О.В. Кирсанова. – Санкт-Петербург: Университет ИТМО, 2022. – 52 с.
- [8] Формирование виртуальной физической среды в режиме реального времени для отладки решений и обучения систем управления робототехнических комплексов / А.И. Медведкин, М.И. Астахов, И.С. Бунар, А.С. Островский [и др.] // Труды 34-й Международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника», 23–24 ноября 2023. – Санкт-Петербург. – 512 с.
- [9] Осипов, Г.С. Методы искусственного интеллекта. – Москва: Физматлит, 2011. – С. 296.
- [10] Толмачев, С.Г. Алгоритмы поиска в системах искусственного интеллекта: учебное пособие. – Балт. гос. техн. ун-т «Военмех», 2012. – С. 87.
- [11] Флах, П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. Учебник. – Москва: ДМК Пресс, 2015. – С. 400.
- [12] Юдинцев, Б.С. Синтез нейросетевой системы планирования траекторий для группы мобильных роботов / Б.С. Юдинцев. – DOI: 10.24411/2410-9916-2019-10406 // Системы управления, связи и безопасности. – 2019. – № 4. – С. 163–186.
- [13] Coadou, Y. Boosted Decision Trees / Yu. Okadu. – DOI: 10.1142/9789811234033_0002 // Artificial Intelligence for High-energy Physics. – 2022. – № 9(58). – 46 p. (Published: March, 2022).

REFERENCES

- [1] Alekseev, A.Yu. Synthesis of a Distributed Control System for a Group of Mobile Robots / A.Yu. Alekseev, B.S. Yuditsev // Proceedings of the Institute of Mechanics Named After. R.R. Mavlyutov Ufa Scientific Center of RAS. – 2017. – P. 199–205.
- [2] Teams of Intelligent Robots. Areas of Application / V.S. Borovik, V.I. Gutsul, S.A. Klestov, I.S. Firsov; ed. by V.I. Syryamkina. – Tomsk: STT, 2018. – 140 p.
- [3] Gaiduk, A.R. Algorithm for Controlling the Movement of a Group of Mobile Robots Under Conditions of Uncertainty / A.R. Gaiduk, S.G. Kapustyan, I.O. Shapovalov // Engineering Journal of Don. – 2018. – No 3(50). – P. 1–13.
- [4] Zagorulko, Yu.A. Artificial Intelligence. Knowledge Engineering: Textbook. Manual for Universities / Yu.A. Zagorulko, G.B. Zagorulko. – Moscow: Yurayt, 2019. – P. 93.
- [5] Zykov, S.V. Programming. Functional Approach: Textbook and Workshop for Academic Bachelor's Degree. – Moscow: Yurayt, 2019. – P. 285.
- [6] Development of an Algorithm for an Adaptive System for Docking NPA (Unmanned Undersea Vehicle) with BEC (Unmanned Surface Vessel) Using Machine Learning Methods / E.K. Ignatiadi, M.V. Mikhailov, V.A. Goncharov, V.A. Pozdnyakov [et al.] // Series: Natural and Technical Sciences. – 2024. – No 1. – P. 63–68.
- [7] Kugaevskikh, A.V. Classical Machine Learning Methods / A.V. Kugaevskikh, D.I. Muromtsev, O.V. Kirsanova. – St. Petersburg: ITMO University, 2022. – 52 p.
- [8] Formation of a Virtual Physical Environment in Real Time for Debugging Solutions and Training Control Systems of Robotic Complexes / A.I. Medvedkin, M.I. Astakhov, I.S. Bunar, A.S. Ostrovsky [et al.] // Proceedings of the 34th International Scientific

- and Technical Conference “Extreme Robotics”, November 23–24, 2023. – St. Petersburg. – 512 p.
- [9] Osipov, G.S. Methods of Artificial Intelligence. – Moscow: Fizmatlit, 2011. – P. 296.
- [10] Tolmachev, S.G. Search Algorithms in Artificial Intelligence Systems: a Tutorial. – Baltic State Technical University “Voenmekh”, 2012. – P. 87.
- [11] Flach, P. Machine Learning. The Science and art of Building Algorithms that Extract Knowledge from Data. Textbook. – Moscow: DMK Press, 2015. – P. 400.
- [12] Yuditsev, B.S. Synthesis of a Neural Network Trajectory Planning System for a Group of Mobile Robots / B.S. Yuditsev – DOI: 10.24411/2410-9916-2019-10406 // Control, Communication and Security Systems. – 2019. – No 4. – P. 163–186.
- [13] Coadou, Y. Boosted Decision Trees / Yu. Okadu. – DOI: 10.1142/9789811234033_0002 // Artificial Intelligence for High-Energy Physics. – 2022. – No 9(58). – 46 p. (Published: March, 2022).