Об использовании методов Big Data в области обеспечения функциональной безопасности

Big Data-based methods for functional safety case preparation

Ефим Н. Розенберг[1], Алексей М. Ольшанский[1]*, Алексей В. Озеров[1], Роман А. Сафронов[1]
Efim N. Rozenberg[1], Alexey M. Olshansky[1], Alexey V. Ozerov[1], Roman A. Safronov[1]
[1]Акционерное общество «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте» (АО «НИИАС»), Москва, Российская Федерация
[1]Joint Stock Company Research and Design Institute for Information Technology, Signalling and Telecommunications in Railway Transportation (JSC NIIAS), Moscow, Russian Federation
**a.olshansky@vniias.ru*

Ефим Н. Розенберг

Алексей М. Ольшанский

Алексей В. Озеров

Роман А. Сафронов

Резюме. Цель. *Целью статьи является обзор возможностей, подходов и приемов Big Data в области исследования и обеспечения функциональной безопасности транспортных систем, в том числе беспилотных систем. Отмечается, что современные технологии, приводящие к созданию транспортных систем нового поколения, эксплуатирующихся в изменчивых условиях и при значительном уровне пассажиронапряженности, требуют изменений в сложившихся схемах построения систем управления. В условиях роста агломераций многие пригородные системы сливаются с городскими, а интервалы движения в них приближаются по своей величине к интервалам движения в метрополитене. В этих условиях происходит переход от человеко-машинных систем к системам автоматическим, характеризующимся различной степенью автоматизации. Наблюдается масштабное внедрение цифровых средств связи, автоматизации технологических операций и дистанционного сбора данных и механизмов управления в сфере железнодорожных перевозок. Изменение поведения транспортных систем как подвида киберфизических систем приводит к смене парадигмы управления с линейно-функциональной к адаптивной с принципиально нелинейными системами с переменной структурой и переменными параметрами.* **Методы.** *Традиционно для систем управления устойчивость оценивается по Ляпунову, в этом случае поведение устойчивой системы со 100% вероятностью можно представить в окрестности -трубки. Для рассматриваемых контролируемых систем, в которых устойчивость появляется за счет введения алгоритма-супервайзера, говорить о строгой устойчивости по Ляпунову некорректно. Идея контролируемых алгоритмов может распространяться не только на ИНС, но и на другие интеллектуальные алгоритмы. При этом выделяется область систем и знаний, не охваченная современными нормативными документами и методами доказательства безопасности. Выявление и исключение аномальных сигналов таких систем в этом случае позволят уточнить границы множества допустимых процессов, увеличив в ряде случаев быстродействие алгоритмов принятия решений за счет отключения целой ветви неблагоприятных сценариев.* **Результаты.** *Для нелинейных транспортных систем с переменной структурой и переменными параметрами рассмотрены примеры использования машинного обучения/больших данных (ML/Big Data) в анализе функциональной безопасности сложных систем управления на железнодорожном транспорте. Предложена конструкция применения контролируемых искусственных нейронных сетей во взаимодействии с принципами верификации кода (model checking). Особое внимание уделено искусственным нейронным сетями с элементами управления, которые рассматриваются в качестве нового подкласса нейронных сетей.* **Заключение.** *Сформированы современные требования к транспортным системам с применением искусственного интеллекта для адаптивного графика движения поездов и беспилотных систем управления. Это позволит в дальнейшем развивать целое направление исследований, связанное с функционированием сложных систем с контринтуитивным поведением – от оценки уровня функциональной безопасности систем с применением ИИ и машинного обучения до доказательства безопасности интеллектуальных контролируемых систем управления на основе методов формальной верификации.*

Abstract. Aim. *The paper aims to overview the opportunities, approaches and techniques of studying and ensuring functional safety of transportation systems, including those driverless, with the use of Big Data. It is noted, that the modern technology that underpins next-generation transportation systems that operate in ever-evolving conditions, with significant numbers of passengers, requires modified control systems design. With the growth of agglomerations, many suburban systems merge with urban ones, and their traffic intervals are close in size to those of the metro. Under these conditions, there is a transition from human-machine*

systems to automatic systems, characterized by varying degrees of automation. Widespread deployment of digital telecommunications, process automation and remote data collection and management technology is under way in railway transportation. Variations in the behaviour of transportation systems as a type of cyberphysical system cause a paradigm shift from line-and-staff to adaptive management with fundamentally non-linear systems with variable structure and parameters. **Methods.** *Control and management systems are conventionally assessed for Lyapunov's stability. In this case, the behaviour of a stable system can with a 100% probability be predicted in the neighbourhood of the -tube. For the examined supervised systems, in which stability is ensured through the introduction of a supervisor algorithm, speaking of a strict Lyapunov's stability would not be correct. The idea of controlled algorithms can extend not only to ANN, but also to other intelligent algorithms. Thus, a scope of systems and knowledge is identified that is not covered by the relevant regulatory documents and methods of safety case preparation. Identifying and eliminating abnormal signals of such systems would allow defining the boundaries of the set of acceptable processes more clearly, thus, in some cases, increasing the speed of the decision algorithms by disabling an entire branch of unfavourable scenarios.* **Results.** *For non-linear transportation systems with variable stricture and parameters, examples are considered of machine learning/Big Data application in analysing the functional safety of complex control/management systems in railway transportation. The paper proposes the concept of application of supervised artificial neural networks combined with model checking. A special attention is given to artificial neural networks with control elements that are considered as a new subclass of neural networks.* **Conclusion.** *Updated requirements are defined for transportation systems using artificial intelligence as part of adaptive train schedule management and autonomous train control. That will ultimately allow developing an entire line of research associated with the operation of complex systems with counterintuitive behaviour from AI-based system functional safety estimation and machine learning to safety case preparation of intelligent supervised control/management systems based on formal verification.*

Ключевые слова: *функциональная безопасность, доказательство безопасности, верификация кода, контролируемые искусственные нейронные сети (К-ИНС), машинное обучение, большие данные, беспилотные системы управления, график движения поездов (ГДП), марковские цепи.*
Keywords: *functional safety, safety case, code verification, supervised artificial neural networks (SANN), machine learning, Big Data, driverless control systems, train schedule, Markov chains.*

Для цитирования: *Розенберг Е.Н., Ольшанский А.М., Озеров А.В., Сафронов Р.А. Об использовании методов Big Data в области обеспечения функциональной безопасности // Надежность. 2022. №2. С. 38-46. https://doi.org/10.21683/1729-2646-2022-22-2-38-46*
For citation: *Rozenberg E.N., Olshansky A.M., Ozerov A.V., Safronov R.A. Big Data-based methods for functional safety case preparation. Dependability 2022;2:38-46. https://doi.org/10.21683/1729-2646-2022-22-2-38-46*

Поступила *08.02.2022 г. /* **После доработки** *23.03.2022 г. /* **К печати** *17.06.2022 г.*
Received on: *08.02.2022 /* **Revised on:** *23.03.2022 /* **For printing:** *17.06.2022.*

Введение

Современные технологии, приводящие к созданию транспортных систем нового поколения, эксплуатирующихся в изменчивых условиях и при значительном уровне пассажиронапряженности, требуют изменений в сложившихся схемах построения систем управления. В условиях роста агломераций многие пригородные системы сливаются с городскими, а интервалы движения в них приближаются по своей величине к интервалам движения в метрополитене. В этих условиях происходит переход от человеко-машинных систем к системам автоматическим, характеризующимся различной степенью автоматизации (от GoA1 до GoA4). Отказы и задержки, случающиеся в таких транспортных системах, приводят к существенным транспортным сбоям, затрагивающим интересы тысяч пассажиров и требующим мобилизации инфраструктурных и технических ресурсов. Для указанных сценариев эксплуатации транспортных систем становится невозможным применять традиционные подходы к перестроению расписаний дивжения и к построению планов транспортного обслуживания с помощью алгоритмов оптимизации статических задач (что в долгосрочном планировании, вне сомнения, может вполне применяться).

Для парирования указанных вызовов требуется решить следующие первоочередные задачи:

1. Повышение степени адаптивности планирования и управления, в частности, в составлении и перестроении расписания;

2. Повышение устойчивости транспортной системы и ее технической составляющей к небезопасному поведению, отказам и возмущающим воздействиям.

Существенное удорожание как стоимости одного часа времени и инфраструктурного ресурса для компаний, так и собственно поездов и инфраструктурных устройств приводит к переходу на компьютерное моделирование и формальный анализ всех возможных ситуаций в транспортной системе, выполнить который возможно при помощи применения современных подходов и методов выработки адаптивного и функционально безопасного управления. Для решения указанных задач традиционные методы [1, 2 и др.] имеют весьма ограниченные возможности.

Определение области исследования

Опираясь на нормы стандартизации, следует рассмотреть такое понятие, как «зонтичный стандарт» (umbrella standard), т.е. основополагающий стандарт верхнего уровня. Для функциональной безопасности таковым является МЭК 61508 «Функциональная безопасность систем электрических, электронных, программируемых электронных, связанных с безопасностью». МЭК/ГОСТ 61508 – это базовый стандарт функциональной безопасности, применимый ко всем отраслям промышленности.

Согласно положениям МЭК 61508, для обеспечения функциональной безопасности требуется сначала определить функции безопасности (safety functions), необходимые для снижения риска управляемого оборудования, а также для достижения и сохранения этим оборудованием безопасного состояния (например, функции противоаварийной защиты). Очень важно, что, согласно стандарту, система управления должна обладать свойством так называемой полноты обеспечения безопасности (safety integrity), под которым МЭК 61508 подразумевает вероятность того, что система будет корректно выполнять функции безопасности при всех заданных условиях в течение заданного интервала времени.

Помимо МЭК 61508 на практике используются более узкие стандарты функциональной безопасности для конкретных сфер. Так, например, в области железнодорожного транспорта имеется ГОСТ 33433-2015 «Управление рисками на железнодорожном транспорте», который устанавливает подход и общие правила управления рисками на железнодорожном транспорте, связанными с функциональной безопасностью объектов инфраструктуры и подвижного состава. Кроме того, применяется ГОСТ 33432-2015 «Политика, программа обеспечения безопасности. Доказательство безопасности объектов железнодорожного транспорта», который определяет назначение документов «Политика обеспечения безопасности», «Программа обеспечения безопасности» и «Доказательство безопасности», а также устанавливает основные требования к структуре и содержанию этих документов и порядок их разработки.

Выделяют следующие основные способы доказательства функциональной безопасности [3]:

• экспертный – на основе экспертизы технической и конструкторской документации;

• расчетный – на основе аналитических расчетов;

• имитационный – эксперименты с машинными моделями;

• экспериментальный испытательный – экспериментальные испытания с опытной системой (лабораторные испытания);

• натурный испытательный – испытания системы в полевых условиях на стадии пусконаладочных работ и периода приработки системы, сертификационные испытания;

• информационный – сбор статистических данных об отказах в процессе длительной эксплуатации одной системы или некоторого числа однотипных систем.

Выбор конкретного способа или нескольких зависит от квалификации разработчика и используемой им нормативной базы.

Особенности функционирования железнодорожного транспорта в современных условиях

Следует выделить несколько основных особенностей железнодорожного транспорта на пространстве 1520 на современном этапе.

Для железнодорожного транспорта характерна концентрация грузовых перевозок на отдельных направлениях железнодорожной сети. Основная нагрузка приходится примерно на 10-процентную протяженность ее эксплуатационной длины. Исторически в Российской Федерации примерно половина всего грузооборота выполняется 1/6 частью железных дорог. Аналогичная ситуация имеется и в сфере пассажирских перевозок.

В связи с данной неравномерностью эксплуатации сети железных дорог, определенные ее части становятся крайне загруженными, что в итоге сказывается на работе всей сети. Основной причиной наличия данных «узких мест» является недостаточная пропускная способность полигонов. Причиной появления участков с заполнением пропускной способности выше допустимого уровня является также недостаточная мощность устройств тягового электроснабжения и длина приемоотправочных, сортировочных и вытяжных путей на промежуточных, участковых и сортировочных станциях. Это снижает пропускную и перерабатывающую способность станций, приводит к задержкам поездов у входных сигналов, в целом снижает участковую скорость пассажирских и грузовых поездов.

Для повышения пропускной и провозной способности направлений с учетом реально существующих ограничений на практике применяется комплексный подход, требующий значительного объема инвестиций. Сюда входят строительство главных путей, станционное развитие, поставка современных локомотивов, электрификация, усиление устройств тягового электроснабжения, модернизация СЦБ и связи (например, внедрение подвижных блок-участков). Вместе с тем, совершенствование технологии управления перевозками позволяет сократить капитальные затраты при применении конкретно ориентированных на объекты внедрения локальных решений.

В связи с этим, для повышения пропускной и провозной способности в краткосрочном периоде до завершения реализации крупных инфраструктурных проектов и для выполнения показателей программы развития целесообразно применять точечные технологические решения.

Например, в последнее десятилетие наблюдается масштабное внедрение цифровых средств связи, автоматизации технологических операций и дистанционного сбора данных и механизмов управления в сфере железнодорожных перевозок. Управление железнодорожными операциями благодаря использованию датчиков и микроконтроллеров, программируемых и дистанционно управляемых железнодорожных сигналов, и стрелочных переводов привело к повышению эффективности системы, а также операционной гибкости. Вместе с тем, сетевое подключение сделало железнодорожные сети передачи данных уязвимыми для кибератак. В настоящее время железнодорожные сети передачи данных все больше представляют собой киберфизическую систему с взаимосвязанными физическими, вычислительными и коммуникационными компонентами. Кибератаки на эти системы потенциально могут каскадироваться через эти взаимосвязи и приводить к значительному ущербу. Эти системы имеют решающее значение для безопасности из-за их масштабных финансовых последствий и, что более важно, угроз для человеческой жизни. Поэтому необходимо учитывать требования к безопасности и отказоустойчивости данных систем в самом начале их проектирования [4].

Таким образом, для ускорения внедрения новых технологий необходимы новые подходы для доказательства и обеспечения их безопасности. В первую очередь это создание вариантных и нормативных графиков для больших полигонов и станций и особенно с перспективой масштабного применения беспилотных транспортных средств в пассажирских перевозках и в маневровой работе. Все эти новые технические средства из-за сложной их реализации требуют применения интеллектуальных элементов управления. Одним из решений может послужить использование технологий искусственного интеллекта, глубинных нейронных сетей в сочетании с обработкой больших данных в качестве более современного расчетного способа доказательства функциональной безопасности.

Технологии доказательства функциональной безопасности систем с искусственным интеллектом с помощью инструмента больших данных

Одним из сложных вопросов в доказательстве безопасности является определение аномальных сценариев, которые могут потенциально привести к конкретной аварии. На этом сложном этапе оценки безопасности эксперты должны уметь, в том числе, понимать особенности технологий искусственного интеллекта.

Так, например, в работе [5] была предложена модель просчета опасных сценариев работы автоматических железнодорожных устройств с использованием программной среды ACASYA. Программные инструменты, описанные в данной работе, преследуют две основные цели: во-первых, запись и хранение опыта, связанного с анализом безопасности, и, во-вторых, помощь тем, кто участвует в разработке и оценке систем, в решении сложной задачи оценки безопасности. В настоящее время эти инструменты находятся на стадии макета, однако по итогам проверки экспертами по безопасности была отмечена перспективность предложенных подходов.

Выбранный в данной работе подход основан на нескольких возможностях искусственного интеллекта и, в частности, на использовании следующих методов:

• аккумулирование информации о безопасности на железной дороге и, в частности, о сценариях потенциальных аварий;

• обучение путем классификации понятий для группировки сценариев аварий в однородные классы, например, относящиеся к проблемам столкновения поездов или схода с рельсов;

• машинное обучение на основе правил (Rule-based machine learning, RBML) для автоматического определения на основе базы исторических сценариев (обратная

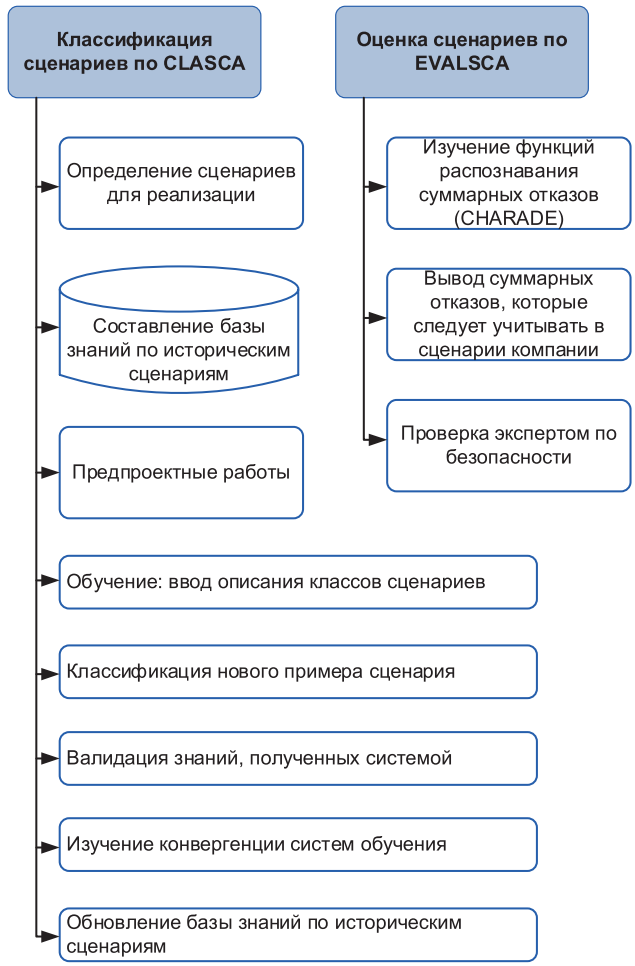

Рис. 1 Методология анализа и оценки безопасности

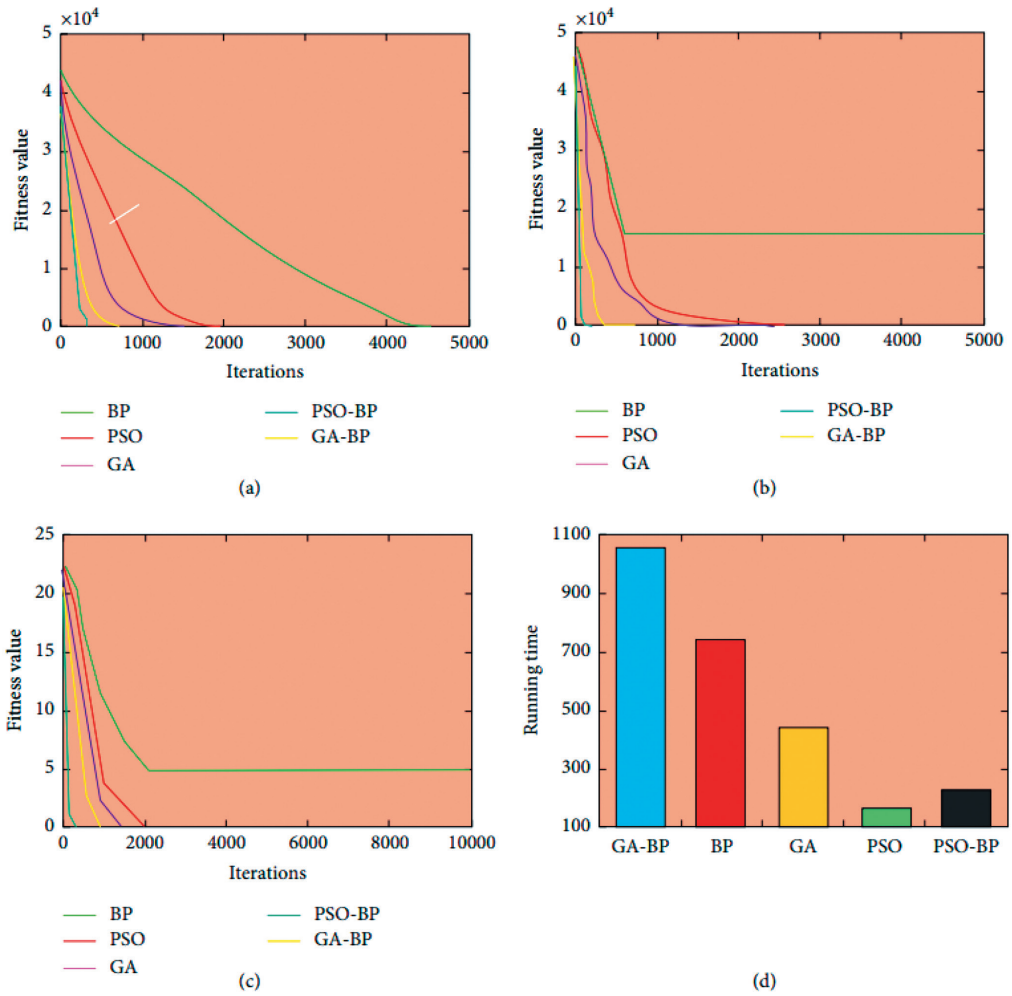

Рис. 2 Показатели сходимости пяти алгоритмов. (a) Первое обучение. (b) Второе обучение. (c) Третье обучение. (d) Время

связь по опыту) соответствующих правил безопасности, которые зачастую трудно извлечь вручную;

• система на основе знаний (Knowledge-based system, KBS), в которую передаются производственные правила, ранее выведенные с помощью машинного обучения, для создания базы знаний для инструмента поддержки анализа функциональной безопасности.

Таким образом, использованный в данной работе подход к оценке безопасности железнодорожного транспорта представляет собой гибридный метод, использующий алгоритм классификации, автоматическое обучение на основе правил (RBML) и систему на основе знаний (KBS).

Как показано на рис. 1, методология анализа и оценки безопасности на железной дороге состоит из 11 этапов. Первые восемь шагов выполняются модулем классификации сценариев (CLASCA), а последние три – модулем оценки сценариев (EVALSCA).

Современные информационные технологии все чаще начинают использоваться в управляющем и управляемом оборудовании, и от их корректной работы зависят жизнь и здоровье людей. Информационная безопасность является неотъемлемым атрибутом обеспечения комплексной функциональной безопасности и также требует новых эффективных методов оценки и доказательства безопасности [6].

Так, например, в работе [7] исследовался процесс доказательства безопаности сложной информационной системы с помощью искусственного интеллекта.

Сравнивались показатели сходимости, скорость работы и точность алгоритма нейронной сети с обратным распределением ошибки (BP), метода роя частиц (PSO), генетического алгоритма, GA-PSO и алгоритма PSO-BP при исследовании рисков работы информационной системы (рис. 2).

По итогу имитационного эксперимента ошибка алгоритма PSO-BP при прогнозировании рисков информационной системы практически равна 0, ошибка традиционного алгоритма BP составляет 3,87, а максимальная ошибка алгоритма PSO – 1,12 единиц.

Однако стоит отметить, что существенным недостатком предложенного метода является необходимость в уже заранее известном перечне возможных рисков для исследуемой системы, недостаточность которых отмечают авторы данной работы.

В целом можно сказать, что применение методов оценки доказательства безопасности для систем с искусственным интеллектом является слабо исследованной областью, которая должна опираться как на

опыт успешно внедренных стандартов, так и на новые разработки [8].

В особенности данная проблема сегодня остро стоит для беспилотных автомобилей, а также встречается в задачах применения искусственного интеллекта для непосредственного управления оборудованием, где не хватает документов, регламентирующих методы оценки безопасности. Существует множество работ, посвященных этой теме, в том числе комплексных исследований ([7] и т.п.), в которых предлагаются способы решения проблемы недостатка методов оценки безопасности, однако не включающих в себя полноту доказательства безопасности для искусственного интеллекта.

Рассмотрим, каким образом вопросы управления безопасностью могут быть имплементированы в процессе реализации графика движения поездов (ГДП). Следует отметить, что Международным союзом железных дорог (МСЖД) переход к адаптивному ГДП и управлению им на основе жизненного цикла рассматривается как важнейшее направление цифровой трансформации железных дорог [9].

Понятие жизненного цикла ГДП включает в себя весь набор фаз – от концепции, определения условий эксплуатации, до собственно информационной имплементации и фазы логирования по итогам исполнения ГДП, каждая из которых обращается к соответствующим информационным полям, раскрываемым в соответствующей информационной модели.

Эти параметры могут задаваться нормативным способом – из соответствующей базы данных – либо с помощью анализа входной информации каким-либо интеллектуальным алгоритмом, в том числе с использованием примеров машинного обучения и исторического контекста.

До настоящего времени в литературе не рассматривалась взаимосвязь фаз жизненного цикла ГДП с вопросами функциональной надежности и безопасности графика движения поездов. Хотя, по сути, каждое из значений параметров на фазах ГДП определяет, фактически, тот или иной уровень безопасности на линии.

Совокупность устройств автоматики, систем передачи данных, человеко-машинных систем (работа диспетчера, машиниста, дежурного по станции) является элементами функциональных сценарных деревьев, каждое из которых приводит к оценке риска технического или технологического отказа.

В результате для ГДП на каждой фазе можно сформировать сценарий опасных отказов и предусмотреть защитные мероприятия. Здесь термин «отказ» следует трактовать расширительно, включая и широкий класс тех ситуаций, при которых уровень безопасности не ниже нормативного, но пропускная способность участка не позволяет пропустить заданный объем поездопотока [10].

Наиболее эффективным методом при этом может быть применение марковских цепей. Для каждой ветви сценария таким образом формируются марковские цепи с заданными интенсивностями перехода из состояния в состояние, компактно записываемые в матричном виде.

При этом было бы крайне уместно применение к данной области методологии УРРАН [11]. Это позволит сформировать комплексный подход к управлению функциональной безопасностью и надежностью ГДП, в котором ключевые показатели – те самые интенсивности переходов – будут оцениваться с помощью методов Data Science.

Таким образом, возможен переход к триединству моделей – исторический ландшафт, динамический ландшафт и прогнозный ландшафт данных, – построенному на единых принципах и позволяющему работать с информационными моделями данных применительно к различным временным горизонтам и в соответствии с локальными целями. Разумеется, для получения достоверных результатов получаемые с помощью Big Data данные необходимо подвергнуть фильтрации от шумов, валидации и другим стандартным процедурам.

В настоящее время ГДП реализуется в виде конкретного управления объектами: формировирование маршрутов поездов, контроль занятости секций и стрелочных групп и т.п., которые связаны с конкретными временными параметрами. Особенную сложность представляет

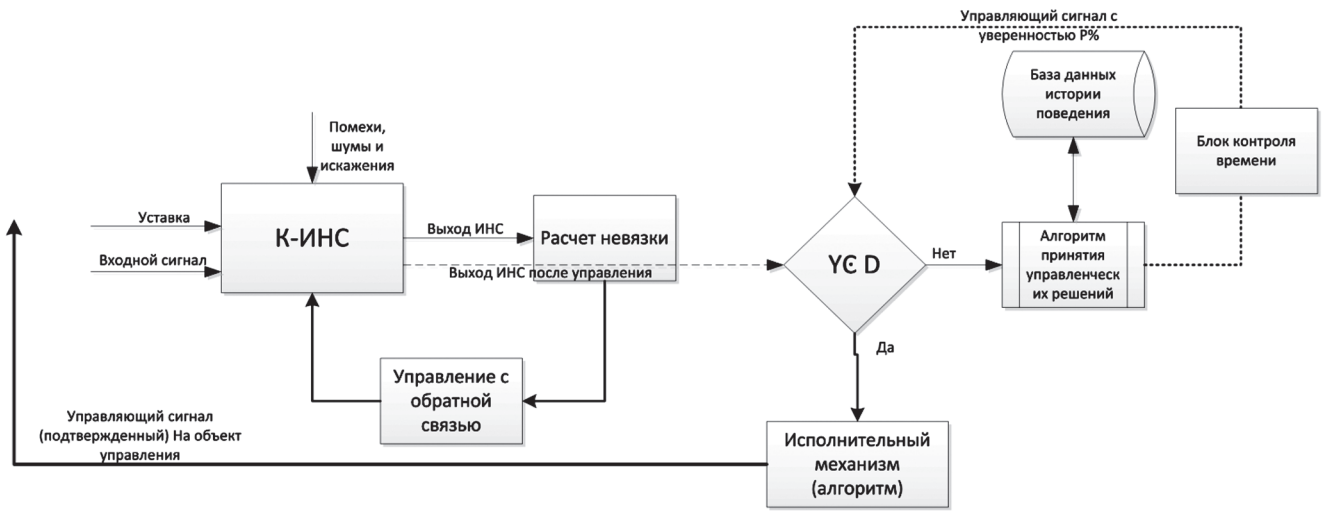

Рис. 3 Принципиальная схема контролируемой ИНС

то, что измененение состояний объектов на транспорте не отражается в нормативных ГДП, для которых изменения фиксируются не чаще одного раза в сутки. Переход к адаптивному ГДП и подпитка его данными, сформированными на основе Big Data, приведут к сокращению длительности переходного процесса, возникающего в ходе нормализации эксплуатационной обстановки при том или ином возмущении. В настоящий момент при действующей технологии без использования методов Big Data график во многом не успевает за эволюцией состояния объектов.

В [12] рассматривался вопрос контролируемых искусственных нейронных сетей (ИНС) в связи с их использованием в практике управления с целью обеспечения требуемой функциональной безопасности систем.

Традиционно для систем управления устойчивость оценивается по Ляпунову, в этом случае поведение устойчивой системы со 100% вероятностью можно представить в окрестности ε-трубки [13].

Для рассматриваемых контролируемых систем, в которых устойчивость появляется за счет введения алгоритма-супервайзера, говорить о строгой устойчивости по Ляпунову некорректно.

Рассмотрим функционирование представленной схемы (см. рис. 3). На первом шаге на вход контролируемой ИНС поступает внешний сигнал, сеть работает в режиме управляемой по выходу системы. Выход сети (с добавлением управления с обратной связью) подается на формальную проверку. Если решение принадлежит множеству допустимых процессов D, то такой сигнал подается на исполнительный механизм и далее на объект управления (которым может выступать и сеть). Если же выходной сигнал выходит за границы множества допустимых процессов, то срабатывает ограничитель. Ограничитель представлен в виде истории протекания процессов и реакции на конкретную реализацию (алгоритм принятия управленческих решений без четкого указания на природу алгоритма). Данный алгоритм предлагает решение (в терминах вектора выхода) с уверенностью P%. Если решение признается принадлежащим множеству допустимых процессов, то оно поступает на исполнительный механизм.

Уточняя особенности предложенной схемы, заметим, что, во-первых, К-ИНС обладает задержкой (если правильное решение не вырабатывается на втором шаге, то длительностью свыше 2 шагов и до бесконечности, пока не будет грубо прервано ЛПР с помощью блока контроля времени), а во-вторых, алгоритмы оценки допустимости и выработки решений в супервайзере должны быть достаточно быстродействующими, чтобы общая задержка была разумной по времени. Кроме того, уровень уверенности P всегда будет меньше 100%.

Помимо этого, в составе данной схемы следует предусмотреть проверку на принадлежность значений выхода множеству допустимых процессов D. Оценку границ области D, постоянную корректировку границ ε-трубки устойчивости, выявление закономерностей работы ограничителя необходимо производить с использованием алгоритмов и методов обработки данных Big Data.

Распространение этой практики (применения К-ИНС и, шире, контролируемых алгоритмов машинного обучения) на область работы с данными для ГДП обеспечивает возможность перехода к функционально надежному и адаптивному расписанию. Данная гипотеза подлежит дополнительному изучению, так как необходимо:

1.Доказать управляемость алгоритмов и методов обработки информации хотя бы «по выходу»;

2.Синтезировать практически реализуемое управление тем или иным методом и оценить его устойчивость.

Такой подход позволил рассмотреть варианты конкретной реализации частично управляемых интеллектуальных систем в [10]. Впервые же в литературе представление о частично управляемых (по выходу) ИНС с переменной проводимостью сигнала было отражено в работах, выполненных в рамках гранта РФФИ №17-20-01065 «Разработка теории нейросетевого управления железнодорожными транспортными системами» [14, 15]. Сформулированные там положения об управлении ИНС могут в принципе быть распространены на иные алгоритмы машинного обучения. Только после проведения подобных исследований стоит переходить к конкретной программно-технической реализации.

Следует заметить, что идея контролируемых таким образом алгоритмов может распространяться не только на ИНС, но и на другие интеллектуальные алгоритмы. При этом не следует безусловно отвергать и действующие на сегодня правила и принципы строгой верификации ветвей алгоритмов model checking [16].

Практическая область применения изложенных в статье результатов

В настоящий момент на Московском центральном кольце (МЦК) и станции Лужская активно внедряются беспилотные системы управления движением поедов. При этом, наиболее сложным вопросом является доказательство безопасности, поскольку основным элементом там является техническое зрение на основе сверточных ИНС. На основе предлагаемых методов уже разработаны подходы для построения конкретных технических реализаций, которые в настоящий момент проходят испытания как на специально созданных лабораторных стендах, так и в условиях реальной эксплуатации [17].

Кроме того, перспективы развития таких транспортных систем лежат в области углубленных исследований средств распознавания сигналов (анализ звуков, техническое зрение, системы самодиагоностики и т.п.). Вопросы интерпретации показаний датчиков, сенсорных элементов и связанных с ними систем принятия решений находятся в тесной связи с предложенными алгоритмами. В [18] предлагается построение единой системы доказательств для каждой интеллектуальной автономной транспортной системы, в этой системе выделяется зона, не охваченная SIL-4, это зона «Интеллектуальной системы управления и обеспечения безопас-

ности движения поезда» («Intelligent Train Protection»), для которой характерны неопределенность в поведении системы или частичная наблюдаемость. В этих условиях одним из путей преодоления данных разрывов может стать применение приемов обработки больших данных в отношении контролируемых алгоритмов (в том числе и контролируемых ИНС, описанных выше). В особенности полезными эти приемы могут быть при обработке сигналов в рамках концепции MAPE (Monitor – Analyze – Plan – Execute). Выявление и исключение аномальных сигналов позволят уточнить границы множества допустимых процессов D, увеличив в ряде случаев быстродействие алгоритмов принятия решений за счет отключения целой ветви неблагоприятных сценариев.

С учетом выработанных и изложенных в данной статье подходов, а также работ зарубежных коллег, необходимо в любом случае использование методики model checking.

Заключение

Таким образом, в настоящей статье проанализированы современные требования к транспортным системам, в том числе с применением искусственного интеллекта, для наиболее перспективных областей – адаптивного ГДП и беспилотных систем, – что позволяет в дальнейшем формировать целое направление исследований – оценку уровня функциональной безопасности систем с применением ИИ и машинного обучения.

Предлагается перспективная для дальнейших компьютерных исследований конструкция – контролируемая ИНС, обосновываются дальнейшие направления исследования в области интеллектуальных контролируемых систем, включая переход к доказательству безопасности таких систем на основе формальной верификации созданных систем управления.

Библиографический список

1. Грунтов П.С. Централизованные системы автоматизированного управления железными дорогами в условиях рыночных отношений. Минск: БелГУТ, 2001.

2. Осьминин А.Т. Проблемы и пути их научного решения в вопросах эксплуатации железных дорог // Бюллетень Объединенного ученого совета ОАО РЖД. 2015. № 4. С. 41-54.

3. Федунин А.В. Доказательство безопасности компьютерных систем // ММС. 2016. №3.

4. Neema H. Simulation testbed for railway infrastructure security and resilience evaluation. HotSoS ‘20: In Proceedings of the 7th Symposium on Hot Topics in the Science of Security. Association for Computing Machinery, 1, 1–8 (2020).

5. Hadj-Mabrouk H. Contribution of Artificial Intelligence to Risk Assessment of Railway Accidents // Urban Rail Transit. 2019. No. 5. Pp. 104–122.

6. Шубинский И.Б., Шебе Х., Розенберг Е.Н. О функциональной безопасности сложной технической системы управления с цифровыми двойниками // Надежность. 2021. Т. 21. № 1. С. 38-44.

7. Jin Zhang, Jingyue Li. Testing and verification of neural-network-based safety-critical control software: A systematic literature review // Information and Software Technology. 2020. Volume 123.

8. Шубинский И.Б., Шебе Х., Розенберг Е.Н. К оценке безопасности системы автоведения поездов // Надежность. 2021. Т. 21. № 4. С. 31-37.

9. Озеров А.В., Лысиков М.Г., Ольшанский А.М. График движения поездов в составе адаптивной системы управления будущего // Наука и технологии железных дорог. 2021. Т. 5. № 1. С. 50-64.

10. Озеров А.В., Ольшанский А.М. Подходы к оценке функциональной безопасности автоматической системы управления поездом без машиниста // Сборник научных трудов Международной научно-технической конференции «Перспективные информационные технологии». Самара. 2021. С. 504-509.

11. Гапанович В.А., Шубинский И.Б., Замышляев А.М. Математическое и информационное обеспечение системы УРРАН // Надежность. 2013. № 1. С. 3-19.

12. Озеров А.В., Ольшанский А.М. О построении модели безопасности сложной автоматической системы транспортного обслуживания // Надежность. 2021. Т. 21. № 2. С. 31-37.

13. Дорф Р., Бишоп Р. Современные системы управления. М.: Лаб. Базовых Знаний, 2004. 832 с.

14. Розенберг Е.Н. и др. Гибридное нейросетевое управление транспортными системами // Автоматика, связь, информатика. 2017. № 12. С. 2-5.

15. Игнатенков А.В., Ольшанский А.М. Управление величиной ошибки в нейронных сетях // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. 2016. Т. 18. № 4-4.

16. Clarke E.M., Henzinger T.A., Veith H. et al. Handbook of model checking (Vol. 10). Cham: Springer, 2018.

17. Охотников А.Л., Попов П.А. Беспилотное управление локомотивом: вчера, сегодня и завтра // Автоматика, связь, информатика. 2019. № 8. С. 12-17.

18. Flammini F. et al. A Vision of Intelligent Train Control // (preprint 2022): in Proceedings of the 4th International Conference on Reliability, Safety and Security of Railway Systems (RSSRail-22). Springer LNCS, 2022. (в печати).

References

1. Gruntov P.S. [Centralized systems for automated railway management in market economy conditions]. Minsk: BelGUT; 2001. (in Russ.)

2. Osminin A.T. Problems and ways of their scientific solving on the issues of railroading. *Bulletin of JSC RZD United Academic Council* 2015;4:41-54. (in Russ.)

3. Fedukhin A.V. Mukha Ar.A., Sespedes Garsiya N.V. [Safety case of a computer system]. *MMS* 2016;3:93-101. (in Russ.)

4. Neema H. Simulation testbed for railway infrastructure safety and resilience evaluation. In: Proceedings of the 7th

Symposium on Hot Topics in the Science of Security. Association for Computing Machinery; 2020. P 1–8.

5. Hadj-Mabrouk H. Contribution of Artificial Intelligence to Risk Assessment of Railway Accidents. *Urban Rail Transit* 2019;5:104–122.

6. Shubinsky I.B., Schäbe H., Rozenberg E.N. On the functional safety of a complex technical control system with digital twins. *Dependability* 2021;21(1):38-44.

7. Zhang J., Li J. Testing and verification of neural-network-based safety-critical control software: A systematic literature review. *Information and Software Technology* 2020;123.

8. Shubinsky I.B., Shäbe H., Rozenberg E.N. On the safety assessment of an automatic train operation system. *Dependability* 2021;21(4):31-37.

9. Ozerov A.V., Lysikov M.G., Olshansky A.M. Timetable as part of next-generation adaptive management system. *Nauka i tekhnologii zheleznykh dorog* 2021;5(1):50-64.

10. Ozerov A.V., Olshansky A.M. [Approaches to the assessment of the functional safety of a driverless automatic train control system]. In: International Scientific Conference Proceedings "Advanced Information Technologies and Scientific Computing". Samara; 2021. P. 504-509. (in Russ.)

11. Gapanovich V.A., Shubinsky I.B., Zamyshlyaev A.M. Mathematical and information support of the URRAN system. *Dependability* 2013;1:12-19.

12. Ozerov A.V., Olshansky A.M. Safety model construction for a complex automatic transportation system. *Dependability* 2021;21(2):31-37.

13. Dorf R., Bishop R. Modern control systems. Moscow: Lab. Bazovykh Znaniy; 2004.

14. Rozenberg E.N. et al. [Hybrid neural network-based management of transportation systems]. *Automation, Communications, Informatics* 2017;12:2-5. (in Russ.)

15. Ignatenkov A.V., Olshansky A.M. About neural network error control an optimal control problem. *Izvestiya Samarskogo nauchnogo centra Rossiyskoy akademii nauk* 2016;18(4-4):733-738. (in Russ.)

16. Clarke E.M., Henzinger T.A., Veith H. et al. Handbook of model checking (Vol. 10). Cham: Springer; 2018.

17. Okhotnikov A.L., Popov P.A. Self-driving: yesterday, today and tomorrow. *Automation, Communications, Informatics* 2019;8:12-17. (in Russ.)

18. Flammini F. et al. A Vision of Intelligent Train Control. In: Proceedings of the 4th International Conference on Reliability, Safety and Security of Railway Systems (RSSRail-22). Springer LNCS; 2022. (preprint)

Сведения об авторах

Розенберг Ефим Наумович – доктор технических наук, профессор, первый заместитель Генерального директора АО «НИИАС». Адрес: ул. Нижегородская, д. 27, стр.1, Москва, Российская Федерация, 109029. E-mail: elena.baranova@list.ru

Ольшанский Алексей Михайлович – кандидат технических наук, руководитель Центра перспективных разработок НТК по РОД и ОПР АО «НИИАС». Адрес: ул. Нижегородская, д. 27, стр.1, Москва, Российская Федерация, 109029. E-mail: a.olshanskiy@vniias.ru

Озеров Алексей Валерьевич – начальник Международного управления АО «НИИАС». Адрес: ул. Нижегородская, д. 27, стр.1, Москва, Российская Федерация, 109029. E-mail: a.ozerov@vniias.ru

Сафронов Роман Александрович – заместитель руководителя НТК АО «НИИАС». Адрес: ул. Нижегородская, д. 27, стр.1, Москва, Российская Федерация, 109029. E-mail: r.safronov@vniias.ru

About the authors

Efim N. Rozenberg, Doctor of Engineering, Professor, First Deputy Director General, JSC NIIAS. Address: 27, bldg 1 Nizhegorodskaya St., 109029, Moscow, Russian Federation, e-mail: elena.baranova@list.ru.

Alexey M. Olshansky, Candidate of Engineering, Head of Centre for Advanced Solutions, Integrated Research and Development Unit for Development of Traffic Management and General Design Solutions. Address: 27, bldg 1 Nizhegorodskaya St., building B, off. 512, Moscow, Russian Federation, 109029, e-mail: a.olshanskiy@vniias.ru.

Alexey V. Ozerov, Head of Foreign Department, JSC NIIAS: 27, bldg 1 Nizhegorodskaya St., 109029, Moscow, Russian Federation, e-mail: a.ozerov@vniias.ru.

Roman A. Safronov, Deputy Head of Integrated Research and Development Unit, JSC NIIAS. Address: 27, bldg 1 Nizhegorodskaya St., 109029, Moscow, Russian Federation, e-mail: r.safronov@vniias.ru.

Вклад авторов в статью

Автором **Розенбергом Е.Н.** выполнена содержательная постановка проблемы, проведен анализ полученных результатов и перспективы его практического применения.

Автором **Ольшанским А.М.** предложена конструкция контролируемых искусственных нейронных сетей, предложено проводить оценку интенсивностей переходов в марковских цепях на основе методов машинного обучения, а также сочетать при анализе функциональной безопасности подходы model checking и принципы построения контролируемых алгоритмов.

Автором **Озеровым А.В.** проведен анализ международных результатов в области применения алгоритмов машинного обучения к исследованию функциональной безопасности, указаны основные перспективные направления оценки уровня безопасности на разных стадиях жизненного цикла графика движения поездов.

Автором **Сафроновым Р.А.** выполнен анализ общих принципов функциональной безопасности и основных подходов к доказательству безопасности систем с искусственным интеллектом.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.