

## **ИННОВАЦИОННЫЕ ПОДХОДЫ ПОВЫШЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ ТРАНСПОРТНЫХ ПРОЦЕССОВ ЗА СЧЕТ ВНЕДРЕНИЯ ИНСТРУМЕНТОВ ПРЕДИКТИВНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ В ПУТЕВОМ ХОЗЯЙСТВЕ**

*А. Д. ОБУХОВ*

*Петербургский государственный университет путей сообщения Императора Александра I,  
Российская Федерация*

Важнейшую роль в экономике большинства развивающихся стран мира играет железнодорожный транспорт, который позволяет обеспечивать массовые перевозки грузов и пассажиров на дальние расстояния. Железнодорожный путь – это критический элемент инфраструктурного комплекса, который подвержен значительным динамическим нагрузкам от движения поездов (с учетом повышения среднего веса поезда и осевых нагрузок), а также постоянному воздействию окружающей среды. Это в свою очередь способствует развитию деградиционных процессов непосредственно в самих рельсах. Возникновение любых дефектов в рельсовых плетях приводит к дополнительным расходам на их текущее содержание и ремонт, и, что более опасно, может привести к сходу подвижного состава. Особого внимания заслуживают сопутствующие проблемы, связанные с организацией движения поездов в период проведения ремонтных «окон», а также оценка их влияния на пропускную и провозную способность железнодорожных участков и направлений. Именно поэтому снижение стоимости содержания объектов путевого хозяйства и рисков, связанных с возникновением отказов элементов верхнего строения, является основным критерием при разработке и внедрении новых технологий в обслуживание и мониторинг железнодорожного пути.

Дефекты рельсов почти всегда вызваны усталостными процессами в результате взаимодействия колеса и рельса, а также возникают при наличии дефектных материалов. Дефекты можно объединить в следующие укрупненные группы: производственный брак; нерегламентированное использование и укладка; дефекты, вызванные усталостью рельсовой стали.

Среди существующих методов детектирования дефектов в рельсах широко применяются: ультразвуковой контроль; визуальный контроль путейскими бригадами с частичным использованием ультразвукового оборудования; метод проверки на проникновение красителя или магнитных частиц, используемый обычно для обнаружения поверхностных дефектов; вихретоковый контроль; рентгенография, применяемая для контроля сварных швов.

Одним из важнейших типов данных, характеризующих состояние рельсового полотна, являются данные геометрии пути, которые обычно описывают положение каждого рельса или оси пути в пространстве. Геометрия пути представляет собой изменение бокового и вертикального положения пути по отношению к продольной или поперечной плоскости. Основные параметры геометрии пути оказывают значительное влияние на плавность движения поезда и риски схода подвижного состава. Поэтому мониторинг и контроль именно этих параметров представляет собой первоочередную задачу.

Модели деградации геометрии железнодорожного пути могут быть детерминистическими и стохастическими. Детерминистическая модель предполагает, что входные и выходные данные системы являются постоянными. Это означает, что выход модели зависит только от исходного состояния системы и значений параметров. При деградации геометрии пути эти модели могут быть линейными и нелинейными и они создаются при условии, что параметры модели задаются фиксированными значениями. Стохастические модели предполагают неопределенность при исследованиях на модели.

В последние годы системы визуального контроля, в частности видеокамеры, стали одним из важнейших и эффективных инструментов автоматизации мониторинга рельсовых плетей. Устанавливаемые на специальном подвижном составе видеокамеры позволяют осуществлять съемку с получением изображений высокого разрешения под разными углами. В этом случае собирается большое количество изображений, которые впоследствии могут быть использованы для анализа алгоритмами машинного обучения, позволяя распознавать аномалии на пути. Однако крупномасштабное развертывание системы динамического видеомониторинга требует наличия развитой инфраструктуры для хранения и обработки потоковых данных. Например, ежегодно подобные системы

видеомониторинга рельсовых путей на одной из железных дорог Европы генерируют около 10 терабайт данных в формате изображений. Кроме того, наличие на железнодорожном полотне различных остатков перевозимых грузов (нефть, угольная пыль и т. д.) может отрицательно повлиять на производительность машинного обучения.

В настоящее время в связи с быстрым технологическим прогрессом и широким внедрением недорогих сенсоров и датчиков, промышленный интернет вещей (IoT) играет всё большую роль в эффективной реализации стратегий технического обслуживания в широком спектре отраслей промышленности. На железнодорожном транспорте также начали применять интегрированные взаимосвязанные устройства, датчики и технологии передачи больших объемов данных для повышения качества операционной деятельности компаний, обслуживающих инфраструктуру. Так, на железных дорогах Франции (SNCF) начали использовать подключенные датчики контроля механических нагрузок на контактные системы для их удаленного отслеживания в режиме реального времени. При обнаружении аномалии срабатывает сигнал тревоги и соответствующая информация направляется оператору технического обслуживания по низкоскоростной сети, разработанной специально для IoT. Таким образом, компания, предоставляющая решение по техническому обслуживанию, разработала технологию с использованием датчиков механических нагрузок, установленных на сети железных дорог. Система посылает показания диспетчеру в режиме реального времени, чтобы он мог оперативно принять превентивные меры. Данные с датчиков записываются и поступают в хранилище данных, что позволит использовать их в дальнейшем для обработки алгоритмами машинного обучения.

Рассмотренные технические компоненты необходимы для создания комплексной риск-ориентированной системы управления качеством технического состояния объектов путевого хозяйства. Однако существующие статистические методы решения задачи прогнозирования технического состояния рельсов невозможно применять из-за большого количества данных, собираемых и агрегируемых в дирекциях инфраструктуры.

В качестве основного математического инструмента обработки и интеллектуального анализа данных в указанных целях предлагается использовать алгоритмы машинного обучения (ML), которые за последние два десятилетия произвели революцию в широком спектре областей, таких как компьютерное зрение, обработка естественного языка и распознавание речи. В связи с резким увеличением объема данных, собираемых с помощью современных систем мониторинга (беспроводные сети датчиков или видеокамеры высокого разрешения), алгоритмы машинного обучения становятся необходимым элементом реализации предиктивного анализа технического состояния контролируемых объектов.

Под алгоритмом машинного обучения принято понимать алгоритм, который может изучить основные закономерности из получаемых данных, не будучи эксплицитно запрограммированным экспертами. Алгоритмы обучения с учителем (контролируемое обучение) – это разновидность моделей ML, которые могут научиться предсказывать целевую переменную из набора прогнозирующих переменных, также называемых функциями или атрибутами. Важную роль в этом процессе занимает процедура разметки данных пользователем для обучения и тестирования.

Получаемые с помощью средств мониторинга технического состояния данные о рельсовой колее могут обладать следующими характерными особенностями: наличие неструктурированных данных и гетерогенных баз данных; наличие информации в виде изображений; низкое качество данных; данные переменного разрешения; пространственно-временные данные; зашумленные данные; наличие неполных и потоковых данных.

Следует отметить, что данные мониторинга рельсов могут отличаться в зависимости от дефектов рельсов и методов измерения. Они могут храниться в структурированном, слабоструктурированном и неструктурированном виде. Эти различия определяют, с помощью каких методов и алгоритмов обработки данных наиболее эффективно решать задачи прогнозирования технического состояния рельсов. Так, данные в виде записей монтеров пути в журналах могут храниться в структурированном виде и в дальнейшем использоваться для решений задач классификации и регрессии с применением алгоритма «дерево решений». При этом в случае, когда исходные данные представлены в виде изображений – неструктурированных данных – целесообразно применять алгоритмы глубокого машинного обучения.