

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ ПРИ МОНИТОРИНГЕ ДОРОЖНЫХ КОНСТРУКЦИЙ

Б.Е. Резник (Берлинский университет прикладных наук ВНТ, Германия)

В 1982 г. окончил маркшейдерский факультет Ленинградского горного института (в настоящее время — Санкт-Петербургский горный университет) по специальности «прикладная геодезия». После окончания института работал в ГИПРОДОРНИИ, Ленметрострое и ВНИМИ. С 1993 г. работал инженером-геодезистом в области строительства дорог и тоннелей в г. Аахене, с 1995 г. — научным сотрудником в Бранденбургском техническом университете (г. Котбус), с 1997 г. — главным инженером в Институте геодезии и геоинформатики Ростокского университета. С 2004 г. — профессор инженерной геодезии и геоинформатики Берлинского университета прикладных наук (Berliner Hochschule für Technik). Кандидат технических наук.

Интенсивность транспортных потоков на дорогах в мире постоянно увеличивается. Поэтому для повышения безопасности дорожного движения и возможности применения современных навигационных систем необходима актуальная и достоверная информация о дорожной ситуации. Такие данные о транспортных потоках являются, помимо прочего, основой при выборе необходимого типа дорожных покрытий и несущих конструкций сопутствующих инженерных сооружений, таких как мосты, соответствующим нагрузкам в течение предполагаемого срока эксплуатации.

В статье будет рассмотрен сбор информации исключительно в этом контексте.

▼ Методы сбора данных о дорожном движении и осевых нагрузках

В настоящее время данные о дорожном движении, такие как количество, направление движения, скорость, длина транспортного средства и т. д. могут быть получены с помощью различных методов и соответствующих специальных измерительных систем. К ним относятся, в частности, индукционные, видео, радиолокационные, ультразвуковые, инфракрасные и магнитные детекторы, а также их различные комбинации (рис. 1). В этой статье рассмотрим только некоторые из этих методов, чтобы можно было сравнить их с разработанной методикой. В часто используе-

мых для этих целей индукционных петлевых детекторах специальные проволочные петли предварительно укладывают на проезжую часть, и в них создается магнитное поле. В зависимости от типа транспортных средств происходят характерные изменения индуктивности, по которым их можно классифицировать. Другим популярным методом для решения подобных задач является установка видеокамер над проезжей частью. Принцип измерения основан при этом либо на обнаружении изменений на определенных участках по сравнению с эталонным изображением, либо на обнаружении и отслеживании транспортных средств (метод отслеживания).

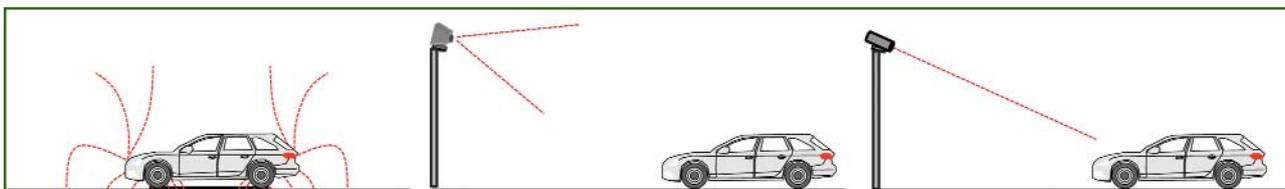


Рис. 1

Некоторые методы сбора информации о дорожном движении



Рис. 2

Некоторые методы сбора информации об осевых нагрузках

Активные радиолокационные системы микроволнового диапазона также могут использоваться для классификации транспортных средств в условиях дорожного движения. Обнаружение транспортных средств с помощью этих устройств осуществляется с использованием эффекта Доплера, т. е. изменения частоты электромагнитной волны в результате относительного движения передатчика и отражающего транспортного средства друг к другу.

Существенным фактором, влияющим на определение размеров дорожного полотна и несущих конструкций необходимых инженерных сооружений, таких как мосты, является прогнозируемая загруженность дорог в течение предполагаемого срока службы. Этот фактор зависит не только от количества автомобилей, но и от соответствующих нагрузок по их осям. При этом особое значение имеет грузовой транспорт, поскольку с увеличением осевой нагрузки чрезвычайно быстро возрастает износ дорожного покрытия и несущих конструкций мостовых переходов. При измерении осевых нагрузок следует различать статические и динамические системы взвешивания. Статические системы взвешивания, такие как платформенные и колесные весы, определяют вес транспортных средств при их остановке. В рассматриваемом контексте особый интерес представляют так называемые системы динамического взвешивания (пластинчатые и полосовые датчи-

ки), которые определяют вес транспортных средств непосредственно во время движения. С этой целью также могут использоваться тензодатчики, пьезодатчики или емкостные датчики и т. д. (рис. 2).

Измерение нагрузок на ось во время движения (взвешивание в движении, WIM) может быть выполнено с помощью специальных комбинированных стационарных измерительных систем (рис. 2, справа), которые чаще всего включают в себя, помимо собственно устройств взвешивания, также ранее описанные индукционные детекторы для регистрации транспортных средств и их скорости. Такие измерительные пункты требуют значительных капиталовложений и в настоящее время доступны в Германии только на отдельных федеральных автомагистралях. Еще в середине 1990-х гг. Федеральное дорожное агентство (BASt) было уполномочено создавать такие пункты измерения нагрузки на оси (AMS) на отобранных поперечных сечениях репрезентативных федеральных автомобильных дорог. Полученные данные за выбранные интервалы времени предоставляются пользователям через созданный Интернет-портал в едином формате и бесплатно. Аналогичные проекты успешно реализуются и в других странах. На всех других участках федеральных автомобильных дорог в Германии и других странах подобная достоверная информация, к сожалению, практически отсутствует, что значительно

усложняет их проектирование и реконструкцию. Предлагаемый подход, как правило, позволяет осуществлять сбор данных как о транспортных потоках, так и об их осевых нагрузках. Поскольку при этом используются недорогие датчики и не требуется вносить каких-либо изменений в существующие инженерные конструкции, эта методика на основе искусственного интеллекта может быть несомненно рассмотрена как альтернатива или эффективное дополнение ко всем вышеупомянутым методам.

▼ Сбор данных

Сбор данных и последующую интерпретацию результатов измерений проиллюстрируем на примере одного типового мостового перехода в Берлине (Германия). Этот мост является частью одной из автомобильных дорог, протяженностью около 10 км, которая служит важным связующим звеном между западными районами и центром Берлина и по которой ежедневно проезжает около 60 тыс. автомобилей. Среди этих транспортных средств немалая доля приходится на грузовые машины и автобусы. Благодаря своей прямолинейности и отсутствию значительных препятствий для движения транспорта, можно констатировать относительно постоянную скорость всех транспортных средств (50 км/ч) в процессе сбора и анализа информации.

Известно, что несущие конструкции мостовых переходов с низкими собственными частота-

ми и небольшими коэффициентами затухания подвержены колебаниям с большой амплитудой при наличии ветра или движения транспорта. Поэтому для таких инженерных объектов в процессе мониторинга кроме контроля медленных деформаций требуется также контроль динамических параметров и, в частности, возникающих колебаний или вибраций. В рассматриваемом примере такие измерения проводились с помощью типового датчика ускорений (акселерометра) с частотой около 153 Гц [1, 2]. Последующий анализ данных должен был определить, соответствуют ли динамические параметры колебаний во время движения (собственные частоты и формы, коэффициенты затухания и т. д.) ожидаемым значениям. В этой статье анализируются только измерения на компенсационном шве мостового перехода (рис. 3). Выяснилось, что каждый переезд оси транспортного средства через это препятствие на мостовом переходе вызывает легкий «удар» по нему и последующие вибрации конструкций, которые непрерывно регистрируются расположенным рядом датчиком. Чтобы можно было организовать последующее обучение нейрон-

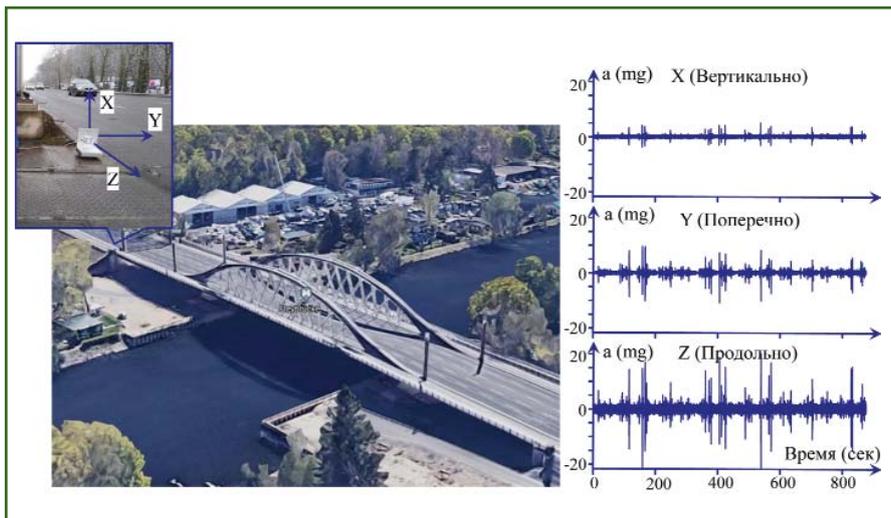


Рис. 3
Сбор данных с помощью акселерометра

ных сетей для классификации транспорта, на начальном этапе параллельно была проведена видеозапись.

На рис. 3 в качестве примера показаны результаты примерно 15-минутного интервала измерений для всех трех измерительных осей акселерометра. При рассмотрении полученных данных, в частности, размеров импульсов при проезде отдельных большегрузных машин, можно отметить значительные различия колебаний между осями. В вертикальном направлении (X) значения ускорения имеют диапазон менее 10 мг, в

то время как в двух горизонтальных осях (Y и Z) наблюдаются значительно более высокие всплески с диапазонами около 20 мг и 40 мг, соответственно. Помимо абсолютных величин колебаний, особый интерес представляет соотношение между величиной импульсов при прохождении транспортных средств и величинами «нормального» диапазона колебаний. Для вертикального направления (X) это соотношение является наименьшим. Для двух других осей соотношение сигнала и «нормального» диапазона уровня колебаний значи-

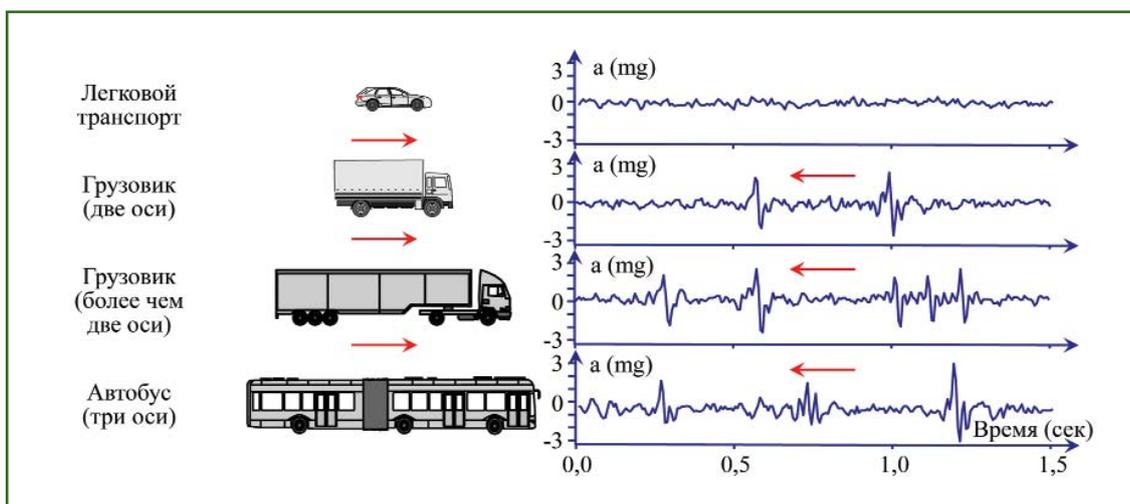


Рис. 4
Результаты измерений в зависимости от типа транспортного средства (по оси X)

тельно больше. Анализ имеющихся данных также показал, что тяжелые транспортные средства на близлежащих полосах движения имеют четко видимые различия в регистрируемых колебаниях (рис. 4). В это время характер колебаний в периоды полного покоя, при проезде легковых автомобилей и при исключительно встречном движении на противоположной стороне моста отличается друг от друга лишь незначительно.

▼ **Классификация транспортных средств с помощью CNN**

Технология искусственных нейронных сетей (Artificial Neural Network, ANN) известна уже более 60 лет. Однако для ее эффективного применения при

решении практических инженерных задач раньше часто не хватало вычислительных мощностей. Благодаря достижениям в области компьютерного обеспечения и разработке новых, гораздо более эффективных алгоритмов, эта технология переживает новый расцвет во многих областях применения. Один из таких алгоритмов скрывается под термином «сверточная нейронная сеть» (Convolutional Neural Network, CNN). По сути, этот метод повторяет во многом принцип работы наших зрительных систем. В то время как большинство нейронов при этом реагируют только на один небольшой участок поля восприятия, другие обрабатывают более сложную информацию.

Типичная структура CNN состоит из двух частей (рис. 5): «обнаружение» и последующая «идентификация». Нейроны первой части при этом располагаются послойно, причем каждый последующий слой реагирует только на локальную область предыдущего. Упрощенно можно при этом говорить о подборе оптимальных фильтров для решения поставленной задачи. Обучение такой модели выполняется с помощью нескольких повторных прямых и обратных вычислений, при которых коэффициенты (веса) корректируются таким образом, чтобы свести к минимуму ошибку классификации на основе имеющихся обучающих примеров. При последующем применении обученной таким образом модели используется только прямое вычисление, которое, таким образом, может дать неизвестные ответы для дальнейших примеров [3, 4].

В результате многочисленных экспериментов по применению этой технологии к поставленной задаче классификации (опознавание транспортных средств на основе измеренных колебаний мостового перехода после их прохождения), было установлено, что бинарная, т. е. ограниченная исключительно двумя возможными вариантами, классификация уже показывает

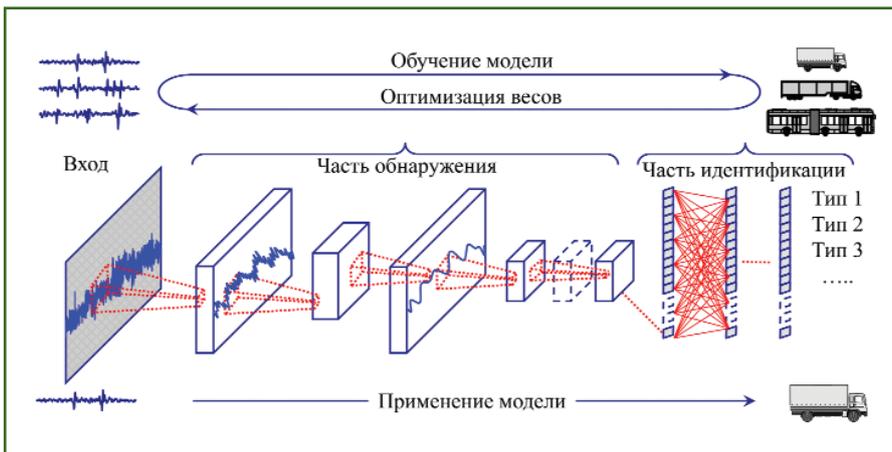


Рис. 5

Обучение и применение модели CNN для решения поставленной задачи

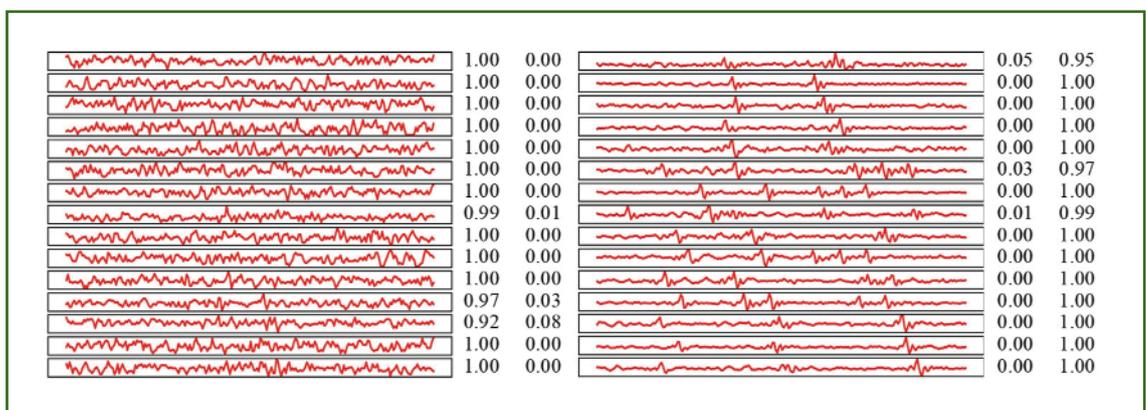


Рис. 6

Применение созданной модели «грузовой транспорт» для тестовых данных

многообещающие результаты. При использовании искусственных нейронных сетей, как известно, не требуется математического описания связи типа транспортного средства с соответствующими колебаниями, а нужны многочисленные примеры определенного типа для обучения. Эти примеры выбираются на основе параллельных измерений и видеозаписей, а затем вырезаются из временных рядов. Особое внимание при использовании этой процедуры следует уделять оптимальному размеру интервалов измерений. Исходя из средней скорости движения, для обучающих и тестовых примеров были выбраны временные интервалы из 230 отдельных измерений, каждый из которых при указанной частоте измерений (153 Гц) представляет собой примерно 1,5-секундные отрезки. Для оценки качества создаваемых и сохраняемых моделей использовались независимые тестовые образцы того же типа (рис. 6).

При внимательном рассмотрении этих тестовых примеров можно даже визуально отнести их к определенному классу. Несмотря на относительно небольшое количество использованных обучающих примеров и довольно большой уровень шума, результаты хорошо согласуются с заданными значениями (1,00 и 100%, соответственно). Протестированные модели CNN для различных моделей могут быть впоследствии использованы для любых измерений такого же типа (рис. 7).

▼ **Определение осевых нагрузок транспортных средств**

Хотя описанное опознавание тяжелых транспортных средств с использованием модели CNN уже имеет очень хорошие перспективы для успеха, классификация многочисленных типов тяжелого транспорта в дальнейших бинарных шагах связана с

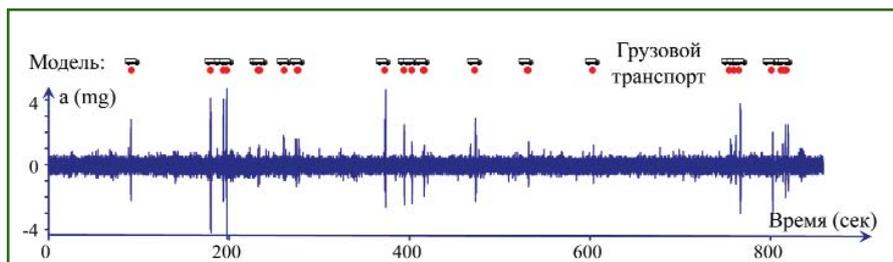


Рис. 7
Применение созданной модели для последующих измерений

трудоемкой подготовкой обучающих примеров в зависимости от их типа. Вместо этого, по мнению автора, целесообразно в ходе дальнейшей оценки выделять отдельные оси в интервалах с уже выявленными тяжелыми транспортными средствами (модель 2), а затем определять их общее количество для каждого транспортного средства (рис. 8). Эта задача также представляет собой распознавание шаблонов («затухающие отдельные импульсы»), т. е. способность распознавать определенные закономерности в большом количестве данных.

Методика анализа измерений деформации с типичными импульсами такого рода, а также алгоритмы CNN для их обнаружения были подробно описаны автором в статьях [3, 4]. Как и в

случае с уже рассмотренной классификацией, здесь также можно обнаружить отклонения от «нормального состояния» (шаблон «простой шум») путем перемещения соответствующего прямоугольного окна в интервале данных с обнаруженным грузовым транспортным средством. На этом этапе анализа данных также следует обратить особое внимание на оптимальный размер окна. Маленькие интервалы имеют лучшее временное разрешение, но более низкое соотношение сигнал / шум из-за небольшого количества измерений. Широкое окно анализа позволяет лучше фиксировать существующие шаблоны этого рода после прохождения транспортного средства, но может привести к искажению результатов из-за

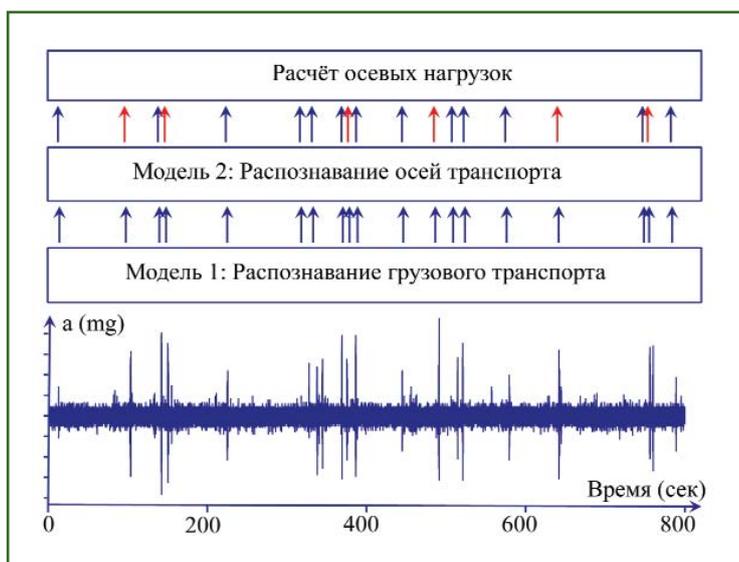


Рис. 8
Алгоритм обработки данных

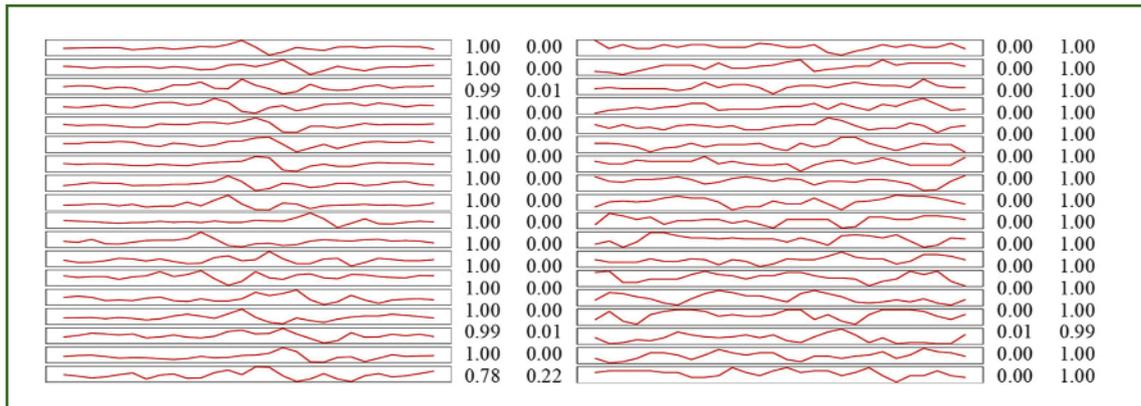


Рис. 9

Применение созданной модели «оси транспортных средств» для тестовых данных

перекрытия нескольких соседних осей в одном интервале. Поэтому после многочисленных экспериментов был выбран размер интервала из 24 отдельных измерений, каждый из которых представляет собой отрезок временного ряда продолжительностью около 0,16 секунды при используемой частоте измерений.

На первом этапе оценки данных необходимо проанализировать имеющиеся временные ряды и создать типовые примеры для обучения. В качестве аналога при обучении сети (рис. 3) используются обычные интервалы без грузового транспорта. Такие типичные интервалы представлены на рис. 9 как дополнительные тестовые данные. Несмотря на относительно небольшое количество приме-

ров обучения и относительно большой уровень шума в данных, результаты для этих примеров хорошо согласуются с заданными значениями.

Предлагаемая методика сбора данных в целом позволяет осуществлять как простую классификацию транспортных средств, так и грубую оценку осевых нагрузок, основанную на сравнении возникающих амплитуд колебаний с амплитудами при движении эталонного транспортного средства. Известно, что максимальное отклонение затухающей вибрации после создания однократного импульса при движении транспортного средства (рис. 10) зависит от характеристик несущих конструкций, таких как масса, упругость, демпфирование ее отдельных эле-

ментов и т. д. С другой стороны, соотношение возникающих амплитуд ускорений несущих конструкций в значительной степени можно рассматривать как независимое от конструкции, поскольку измерения проводятся в одном и том же месте и без каких-либо изменений вышеуказанных параметров. Кроме того, в рассматриваемых примерах можно приблизительно предполагать одинаковую скорость транспортных средств при одинаковых режимах работы и ограничениях.

Хотя это значительно упрощает рассматриваемые физические процессы, они могут быть проиллюстрированы с помощью простого пружинного маятника (рис. 10), который перемещается вдоль одной оси в двух направлениях. Для создания гармонических колебаний эта система должна быть выведена из равновесия и приведена в движение разовым ударом вдоль своей оси (например, шар с массой m и скоростью v) и соответствующей кинематической энергией ($0,5 m v^2$), которая в дальнейшем полностью преобразуется в кинетическую и потенциальную энергию маятника. Максимальная потенциальная энергия возникает при максимальном отклонении маятника от начального положения и может быть рассчитана

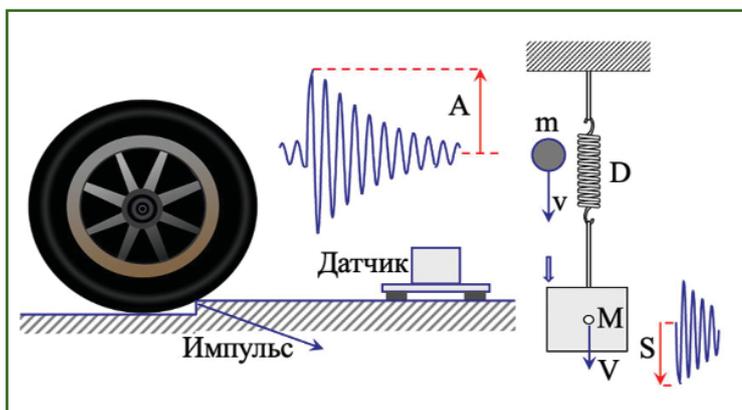


Рис. 10

Оценка осевых нагрузок

в упрощенном виде по формуле ($0,5 D S^2$), где параметр D представляет собой коэффициент упругости пружины. Принимая во внимание тот факт, что кинетическая энергия маятника при этом отклонении равна 0, получается уравнение:

$$0,5 m v^2 = 0,5 D S^2.$$

При одинаковых скоростях v различных шаров и одинаковых параметрах пружины D соотношение полученных максимальных амплитуд колебаний соответствует квадратному корню из соотношения масс. При условии, что максимальное отклонение S_R при эталонном измерении с массой m_R известно, можно на основе любых измеренных максимальных отклонений S_i также оценить соответствующие массы m_i :

$$m_i = m_R (S_i / S_R)^2.$$

Применение этого метода определения осевых нагрузок может быть проиллюстрировано на основе уже описанного интервала измерений. В качестве известных эталонных значений при этом используется документально подтвержденный проезд трехосного автобуса Citaro G общей массой около 17,6 т и соответствующими осевыми нагрузками 7,6 т, 5,6 т и 4,4 т при расчетной загрузке автобуса на 10%.

При расчете осевых нагрузок других детектируемых транспортных средств после применения обеих обученных моделей (рис. 8) использовалось среднее отношение ко всем трем указанным эталонным значениям. Представленные результаты (рис. 11) достаточно хорошо согласуются с предполагаемыми значениями на основании опыта, но на данном этапе исследований они только иллюстрируют процесс оценки.

▼ Заключение

Несмотря на то, что особенно успешными приложениями CNN являются распознавание изо-

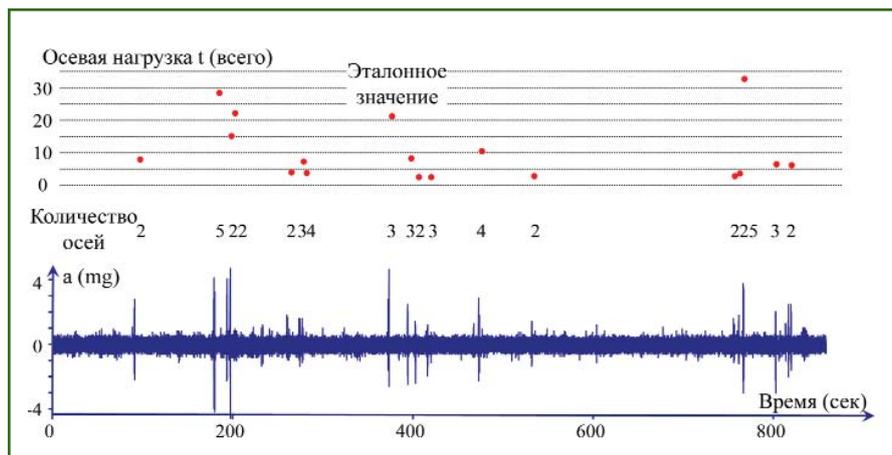


Рис. 11

Оценка веса транспортных средств после вычисления осевых нагрузок

бражений, эти алгоритмы могут быть использованы и в других целях. Теоретически все задачи анализа и обработки цифровой информации в инженерных науках (и, в частности, в области классификации транспортных средств на основании вызываемых ими колебаний) решаются этими методами, если они могут быть решены с помощью здравого смысла.

Однако такие решения зачастую не оказываются достаточно эффективными. Тем не менее, в области искусственного интеллекта наблюдается быстрый прогресс, и появляется множество новых подходов и решений, позволяющих устранить некоторые недостатки и сделать эту технологию более конкурентоспособной.

Представленные в статье методы анализа данных, без сомнения, обладают значительным потенциалом как с точки зрения надежности, так и возможности автоматизации. Самым большим преимуществом этого подхода является то, что описанная выше информация может систематически собираться в течение нескольких лет без больших финансовых расходов, а затем совместно анализироваться по мере необходимости. Разработка таких технологий, несомненно, требует

дальнейшей интенсивной междисциплинарной исследовательской работы, сочетающей опыт в области измерительной техники, анализа временных рядов с экспертными знаниями в области строительства и транспортного планирования.

▼ Список литературы

1. Резник Б.Е., Лобазов В.Я., Герасимов А.Ю., Эфендян П.С. Реализация и анализ частотных измерений в рамках мониторинга автомобильных мостов // Геопрофи. — 2010. — № 4. — С. 11–15.
2. Resnik B., Sargsyan A.: Dynamic Monitoring of Bridges Spans. In: Resnik (Hrsg) Opportunities of Geodetic Monitoring on the Example of Current Projects in Eastern Europe. Shaker Verlag, Aachen, 2013. — P. 20–27.
3. Резник Б., Мансурова М.: Мониторинг инженерных сооружений с применением искусственных нейронных сетей. Proceedings of International scientific and practical online conference «Integration of Science, education and production», (Saginov readings №13), Karaganda, Republic of Kazakhstan, 2021. — P. 15–20.
4. Resnik, B.: Anwendung von künstlichen neuronalen Netzen im Rahmen einer routinemäßigen Echtzeit-Bauwerksüberwachung. In: Grunau (Hrsg.) Künstliche Intelligenz in Geodäsie und Geoinformatik, Potenziale und Best-Practice-Beispiele, Wichmann Verlag, Heidelberg, 2022. — S. 111–123.