



Технология машинного зрения на локомотивах для идентификации путевых сигналов



Виталий МИНАКОВ



Валентин ФОМЕНКО

Минаков Виталий Анатольевич – Омский государственный университет путей сообщения (ОмГУПС), Омск, Россия.

Фоменко Валентин Константинович – Омский государственный университет путей сообщения (ОмГУПС), Омск, Россия.*

Повышение качества предоставляемых транспортных и логистических услуг в современных условиях связано с внедрением новых и улучшением существующих технологий информатизации и цифровизации транспорта. Одной из задач внедрения цифровых технологий в технологические процессы железнодорожного транспорта является повышение безопасности движения поездов.

Анализ работ отечественных и зарубежных авторов, посвящённых вопросам повышения безопасности движения поездов, показал, что в настоящее время одной из задач является внедрение цифровых устройств анализа объектов инфраструктуры по ходу движения локомотива. Особое значение это приобретает при увеличении скоростей следования поездов или наличии длительных поездов, когда человеку (машинисту) бывает сложно правильно оценить сложившуюся ситуацию и принять правильное решение.

Целью данной работы является разработка способа автоматического контроля объектов железнодорожной инфраструктуры за счёт оснаще-

ния локомотива технологией машинного зрения, а именно возможность визуального контроля показаний сигналов путевых светофоров по ходу его следования. Локомотив оснащается видеомодулем для фиксации потокового изображения по ходу его движения и микропроцессорной аппаратурой для анализа получаемого изображения. В качестве алгоритма по распознаванию путевых сигналов на фиксируемом изображении применён математический аппарат, основанный на моделях сверточных нейронных сетей.

Выполненная работа показала хорошие результаты по идентификации путевых сигналов на анализируемых изображениях. Оснащение тягового подвижного состава техническим зрением позволит выполнять своевременную идентификацию путевых сигналов, это особенно важно на железнодорожных путях, где отсутствует кодировка в рельсовой цепи, что способствует повышению уровня безопасности движения поездов. Развитие представленной технологии способствует цифровизации железнодорожного транспорта, что делает его конкурентоспособным на мировом рынке.

Ключевые слова: железная дорога, локомотив, машинное зрение, сигнализация, безопасность движения, техническое зрение, сверточные нейронные сети.

*Информация об авторах:

Минаков Виталий Анатольевич – кандидат технических наук, доцент кафедры локомотивов Омского государственного университета путей сообщения (ОмГУПС), Омск, Россия, vitalya_13@mail.ru.

Фоменко Валентин Константинович – кандидат технических наук, доцент кафедры локомотивов Омского государственного университета путей сообщения (ОмГУПС), Омск, Россия, fomenkovk@mail.ru.

Статья поступила в редакцию 23.11.2019, принята к публикации 29.12.2019.

For the English text of the article please see p. 68.

Машинное зрение является подразделом инженерии, а именно обширным набором методов, позволяющих компьютерам «видеть» при помощи цифровых камер. Сегодня машинное зрение является неотъемлемой частью многих автоматизированных процессов. Его область применения на транспорте разнообразна, например, определение автомобильных номеров или подсчет людей в транспорте. Задачами машинного зрения является анализ изображений или видеопотока.

Зарубежные компании, такие, как Siemens, Rio Tinto, General Electric, показывают большую заинтересованность в развитии машинного зрения на железнодорожном транспорте. Ими предложены системы, позволяющие осуществлять автоматизированный визуальный контроль состояния пути, контролировать техническое состояние систем в режиме реального времени, автоматизировать движение автономных локомотивов.

Машинное зрение имеет большое значение для повышения безопасности движения, в том числе призвано содействовать совершенствованию существующих систем сигнализации.

Если мы обратимся к примеру России, то основным устройством железнодорожной техники в обеспечении безопасности движения и повышении пропускной способности на сети железных дорог Российской Федерации является автома-

тическая локомотивная сигнализация непрерывного действия (АЛСН). При следовании поезда (локомотива) АЛСН по непрерывному каналу связи в виде рельсовых нитей получает шифрованную информацию о показаниях впереди расположенного сигнала путевого светофора. Работа АЛСН заключается в передаче показаний путевых светофоров на локомотивный светофор и на устройства контроля бдительности машиниста, контроля скорости движения, автостопа и др. [1].

На участках железнодорожного пути, где располагаются временные путевые сигналы, либо отсутствует кодировка железнодорожного пути (отсутствие кодированного электрического сигнала в рельсовых цепях), показания сигналов не передаются к системам безопасности движения тягового подвижного состава, что снижает уровень безопасности при следовании локомотива на заданном участке.

В подобных случаях функцию дополнительного контроля возможно осуществлять с помощью применения современных средств компьютерного мониторинга — оснащения тягового подвижного состава машинным зрением.

Целью работы является разработка технологии визуального контроля показаний путевых сигналов локомотивами. Оснащение локомотива технологией машинного зрения позволит ему «видеть» путевые



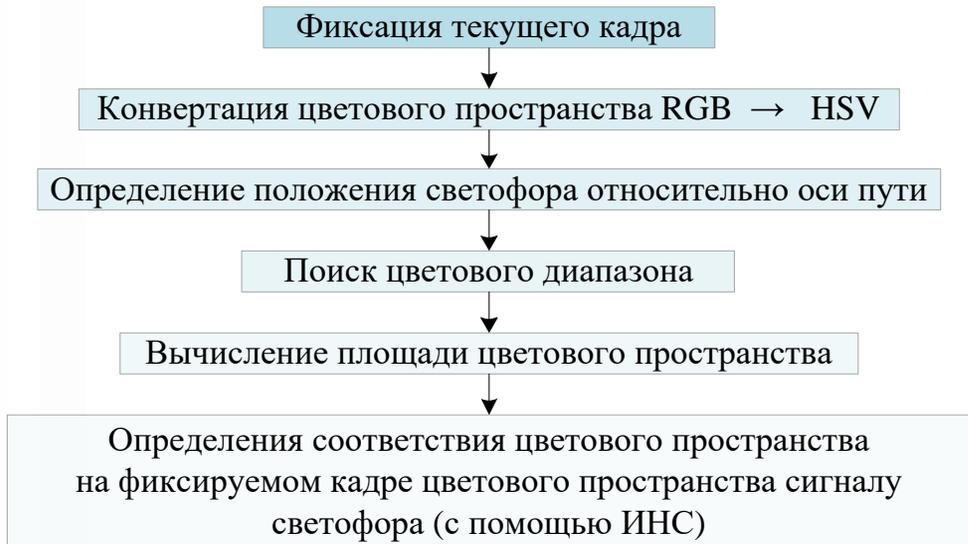


Рис. 1. Алгоритм технологии машинного зрения. Авторский рисунок.

сигналы, а методы визуального анализа на основе свёрточной нейронной сети – определять их показание.

Применение машинного зрения на локомотивах для визуального контроля поездных сигналов позволит производить обнаружение, классификацию объектов и отслеживание их состояния. При данном подходе путевые сигналы будут выступать в качестве объектов, а показания путевых сигналов – в качестве классификации. Следует отметить, что применение машинного зрения может использоваться только в качестве дополнительного контроля, совместно с системой АЛСН, для исключения ошибок, периодически возникающих в рельсовой цепи [2].

При следовании тягового подвижного состава по участку железнодорожного пути

устройство видеоконтроля фиксирует цифровое изображение по ходу движения поезда. Зона машинного зрения определяется в зависимости от технических требований и условий эксплуатации. Поинтервальная фиксация цифрового изображения в пределах зоны контроля («зрения локомотива») позволит производить обнаружение, отслеживание и классификацию объектов инфраструктуры железных дорог.

Анализ фиксированного кадра (цифрового изображения) путевых сигналов осуществляется техническими средствами с использованием различных библиотек алгоритмов с открытым исходным кодом. Поиск соответствия цветовых компонентов на цифровом изображении при идентификации определённых путевых сигналов заключается в анализе каждого пиксе-

Таблица 1

Соответствие идентифицируемых сигналов светофора к цветовому пространству¹

Пространство цветов			
RGB (red, green, blue)	{255, 0, 0 ÷ 100, 50, 50}	{0, 0, 255 ÷ 50, 50, 100}	{0, 255, 0 ÷ 50, 100, 50}
HSV (hue, saturation, value)	{0, 155, 155 ÷ 15, 255, 255}	{255, 50, 50 ÷ 255, 100, 100}	{120, 155, 155 ÷ 150, 255, 255}

¹ По данным авторов.

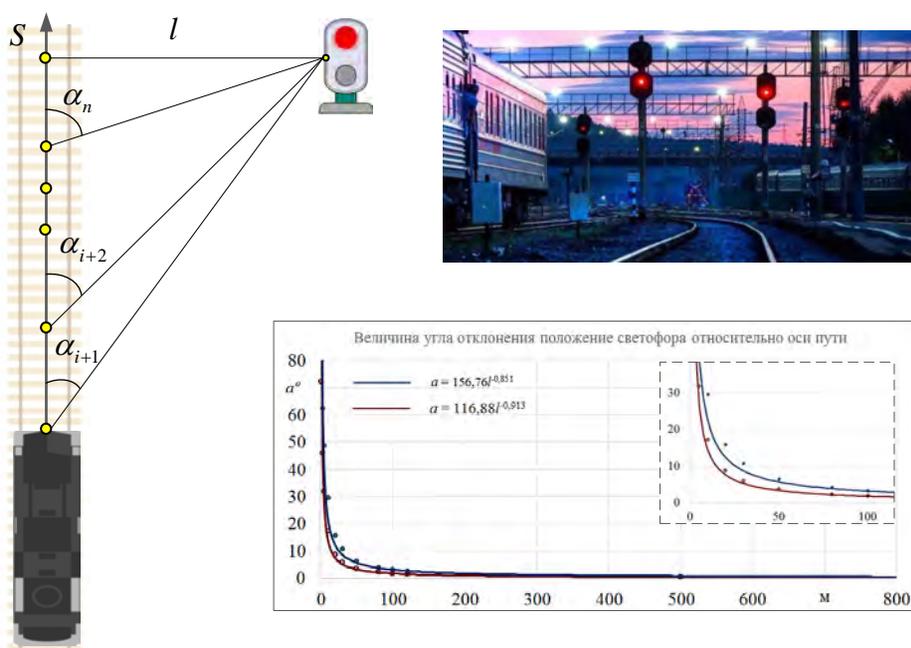


Рис. 2. Определение принадлежности светофора к пути следования. Авторский рисунок выполнен на основе работы [2].

ля и определении кластеров цветов с последующим распознаванием образов при помощи искусственных нейронных сетей.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Задачами технологии машинного зрения на локомотивах является разработка алгоритмов по анализу цветового пространства, определению местоположения светофоров и их идентификации на цифровом изображении.

Сложностью при идентификации путевых сигналов является то, что фоновая среда не монотонна и изменяется в период анализа изображений. Поэтому значение путевого сигнала не может быть сегментировано от фона по разнице в цвете. Цветовая модель RGB (*red, green, blue*) имеет много ограничений при использовании для описания цвета [3]. В отличие от RGB цветовая модель HSV (*hue, saturation, value*) менее чувствительна к внешней среде, к яркости света и тени, её легче отделить от фона. Одной из задач алгоритма (рис. 1) является конвертация фиксируемого кадра из RGB в пространство HSV и их сравнение с диапазоном идентифицируемых цветов. Идентифицируемый цвет – это соотношение цветовой палитры, к которой принад-

лежит диапазон цветов сигнальных указателей.

Таким образом, для поиска цветовой палитры, соответствующей идентифицируемым сигналам светофора, устанавливается диапазон цветовой модели в HSV. При идентификации цветовой палитры необходимо определить площадь цветового пространства для исключения случайных бликов, помех и шумов на фиксируемом изображении. Данный параметр площади установлен опытным путём при работе над алгоритмом (табл. 1).

При контроле железнодорожной световой сигнализации способом машинного зрения при движении локомотива по станционным путям важно выполнить фиксацию именно того светофора, что относится к пути, по которому следует поезд. Это становится сложной задачей, так как светофоры на территории станции расположены на небольшом расстоянии друг от друга и в процессе анализа изображения возможна идентификация «не своего» светофора. Для определения «своего» светофора, зная расстояние до светофора (l) по приборам контроля параметров движения локомотива и расположение удалённости светофора от пути (S) [2], вычисляется угол



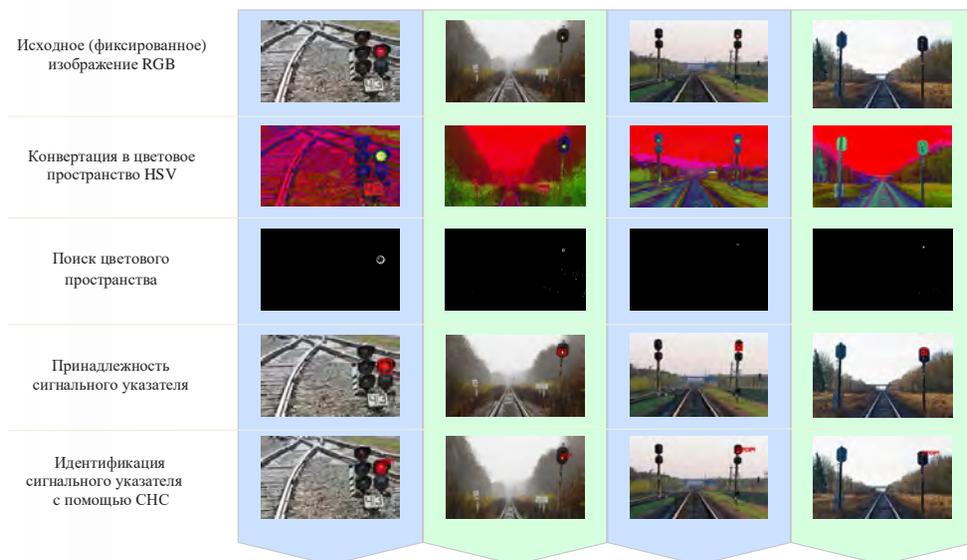


Рис. 3. Результаты тестирования разработанной технологии. Авторский рисунок.

между линией визирования и указателя светофора по формуле:

$$tg\alpha = \frac{l}{S}. \tag{1}$$

Таким образом, определена область поиска световой сигнализации, что также позволяет сократить число операций, требуемых для обнаружения объекта на изображении. На рис. 2 представлена схема определения и результаты расчёта угла линии визирования, исходя из расположения светофоров на станции.

Способ обработки цифровых изображений основан на методах машинного обучения, с применением свёрточной нейронной сети (СНС) глубокого обучения, которая является эффективным инструментом по распознаванию образов [4; 5]. Свёрточная нейронная сеть состоит из двух блоков: первый отвечает за выделение признаков, а второй – за их классификацию.

Входными данными для обучения нейронной сети являются сегментированные изображения путевых сигналов, установленных на путях общего пользования (в нашем случае взят пример станции Омск). Данные изображения разбиты на подгруппы: обучающую и тестовую. Общее количество выборки составляет более 500 изображений.

Для обучения СНС приняты стандартные методы вычисления значений каждого нейрона согласно формулам [6; 7]:

$$x_j^l = f \left(\sum_i x_i^{l-1} w_{i,j}^l + b_i^{l-1} \right), \tag{2}$$

где x_i^l – карта признаков j выходного слоя l ;

f – функция активации;

b_i^l – коэффициент сдвига слоя l ;

$w_{i,j}^l$ – весовые коэффициенты слоя l .

В качестве функции активации приняты [8; 9]:

– для скрытых слоёв функция *ReLU*

(rectified linear unit):

$$f(s) = \max(0, s); \tag{3}$$

– для выходного слоя функция *softmax*:

$$f(s) = \frac{\exp(q_i)}{\sum_{i=1}^m \exp(q_i)}, \tag{4}$$

где q_i – сигнал i -го нейрона.

Для измерения качества распознавания объектов на изображении применена функция среднеквадратичной ошибки:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1} (t_i - y_i)^2, \tag{5}$$

где t_i – желаемый результат i -го нейрона;

y_i – выходной сигнал i -го нейрона.

Для снижения числа случаев переобучения сети, что может исчисляться тысячей эпох, применена функция регуляризации Dropout, то есть, осуществляется изменение структуры сети тем, что каждый нейрон выбрасывается с некото-

рой вероятностью p . В общем случае функция описывается как:

$$f(s) = D \cdot f(s), \quad (6)$$

где D – мерный вектор случайных величин.

Свёрточная нейронная сеть по поиску световой сигнализации на цифровых изображениях реализована на языке программирования Python 3.6 с использованием библиотек с открытым доступом – Keras, NumPy, TensorFlow, Scikit-learn [2], имеющих возможность потоковой обработки данных.

РЕЗУЛЬТАТЫ

По результатам обучения разработанной СНС получена оценка точности отклика для обучающей выборки – 88,3 %, для тестовой – 87,15 %.

Разработан алгоритм технологии машинного зрения от момента фиксации текущего кадра (изображения) до идентификации наличия путевого светофора на нём, представленный на рис. 1.

В качестве примера выполнены тестовые оценки разработанной технологии, использованы цифровые изображения запрещающих сигналов путевых светофоров, что ранее не были использованы при обучении СНС. Результаты представлены на рис. 3.

Повышение качества оценки СНС для идентификации путевых сигналов на анализируемых изображениях возможно при изменении количества слоёв свёртки, увеличении цифровых изображений обучающей выборки, повышении качества анализируемых изображений [10].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанный алгоритм на основе свёрточной нейронной сети, обеспечивает нахождение, выделение и идентификацию путевых сигнальных указателей. Применение технологии машинного зрения на подвижном составе позволит осуществлять компьютерный мониторинг поездных сигнальных указателей как временных, так и постоянных, повысить бдительность машиниста локомотива, что является неотъемлемым условием обеспечения безопасности движения поездов.

В настоящее время, на кафедре «Локомотивы» Омского государственного

университета путей сообщения, ведётся работа по решению задачи отслеживания и идентификации объектов при различных трансформациях, относящихся к путевым сигналам, техническим устройствам подвижного состава, несъёмных подвижных единиц, и других устройств, что является одним из векторов дальнейшего развития исследований.

ЛИТЕРАТУРА

1. Посмитюха А. А. Локомотивные приборы безопасности и контроль за их работой. – М.: Транспорт, 1992. – 61 с.
2. Иванов Ю. А. Разработка локомотивной системы технического зрения: Автореф. дис... канд. юрид. наук. – М.: МГУПС, 2015. – 24 с.
3. Друки А. А. Применение сверточных нейронных сетей для выделения и распознавания автомобильных номерных знаков на изображениях со сложным фоном // Известия Томского политехнического университета. – 2014. – № 5. – С. 85–92.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. – М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. – 1104 с. [Электронный ресурс]: <https://studizba.com/files/show/djvu/1762-1-haykin-s-neyronnye-seti.html>. Доступ 23.11.2019.
5. Chiang, Cheng-Chin; Ho, M.-C.; Liao, H.-S.; Pratama, Andi; Syu, W.-C. Detecting and recognizing traffic lights by genetic approximate ellipse detection and spatial texture layouts. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, December 2011, Vol. 7, No. 12, pp. 6919–6934. [Электронный ресурс]: https://www.researchgate.net/publication/286958803_Detecting_and_recognizing_traffic_lights_by_genetic_approximate_ellipse_detection_and_spatial_texture_layouts. Доступ 23.11.2019.
6. Cortes, C., Vapnik, V. Support-vector networks. *Machine Learning*, 1995, Vol. 20, Iss. 3, pp. 273–297. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1022627411411>. [Электронный ресурс]: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1023/A:1022627411411.pdf>. Доступ 23.11.2019.
7. Diao, Yunfeng; Cheng, Wenming; Du, Run; Wang, Yaqing; Zhang, Jun. Vision-based detection of container lock holes using a modified local sliding window method. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2019, Vol. 69. [Электронный ресурс]: <https://link.springer.com/article/10.1186/2Fs13640-019-0472-1>. Доступ 29.12.2019.
8. Джули А., Пал С. Библиотека Keras – инструмент глубокого обучения. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 294 с.
9. Kecman, V., Melki, G. Fast Online Algorithms for Support Vector Machines Models and Experimental Studies. *IEEE South East Conference (SoutheastCon 2016)*, Virginia, USA, 2016. pp. 26–31. [Электронный ресурс]: https://www.researchgate.net/publication/303257413_Fast_Online_Algorithms_for_Support_Vector_Machines_Models_and_Experimental_Studies. Доступ 29.12.2019.
10. Platt, J. C. Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines, Microsoft Research, Technical Report MSR-TR-98-14, 1998. [Электронный ресурс]: https://www.researchgate.net/publication/2624239_Sequential_Minimal_Optimization_A_Fast_Algorithm_for_Training_Support_Vector_Machines. Доступ 29.12.2019.

