

УДК 004.932

В. В. Вихляев, С. А. Кулаков, Г. В. Разумовский
АО «НИЦ СПб ЭТУ»

Система распознавания наличия груза в открытом железнодорожном вагоне на основе реконструкции 3D-модели

Представлена система определения груза в открытых вагонах. Система основывается на построении и анализе 3D-модели вагона из последовательности кадров. Модель строится в 2 этапа: сначала определяются ключевые точки вагона (разреженное облако) с использованием метода Structure from Motion из Theia-библиотеки, а затем осуществляется ее детализация. Результирующая модель представляет собой плотное облако, полученное слиянием карт глубин и удалением ошибочно оцененных диспаритетов. Для ее построения используется алгоритм быстрого поиска приближенных совпадений ближайших соседей между кадрами из библиотеки OpenMVS. Анализ полученной модели предусматривает предварительную обработку модели с использованием метода наименьших квадратов, определение зоны возможного расположения груза, поиск и объединение кластеров, соответствующих грузу. Для исключения из рассмотрения стенок вагона зона поиска сужается на толщину стенки вагона, а затем строится параллелепипед, выровненный вдоль координатных осей. Наличие кластеров внутри параллелепипеда указывает на присутствие груза внутри вагона.

3D-модели изображения, структура из движения, кластеризация, алгоритм DBSCAN, аффинные преобразования, многорежимная стереорекострукция, фотограмметрия, карта глубины, неорганизованное облако точек, определение груза, трехмерное преобразование Хафа

Способ распознавания наличия груза на открытом железнодорожном вагоне (полувагон или платформа), описанный в [1], базируется на использовании одной камеры и построении карты глубины. Такой подход дает хорошие результаты, если груз неравномерно распределен по высоте вагона. В случае равномерно заполненных платформ или полувагонов определить наличие в них груза затруднительно. Это связано с тем, что данный метод не определяет расстояние от камеры до видимой плоскости вагона. В этом случае диспаритет для всех точек плоскости будет одинаков, вследствие чего карта глубины будет равномерно закрашена и результат анализа покажет отсутствие груза.

Чтобы устранить указанный недостаток, предлагается использовать метод построения 3D-модели груза по набору изображений Structure from Motion (SFM). В основе этого метода лежит поиск локальных дескрипторов (ключевых точек) и определение положения камеры в пространстве. Есть несколько open-source реализаций этого метода. В данной системе используется Theia-библиотека компьютерного зрения [2]. В этой библиотеке реализованы алгоритмы для построе-

ния 3D-модели изображения, многопоточного обнаружения и описания признаков, сопоставления и реконструкции.

На вход библиотеки подается последовательность кадров движущегося вагона. Для разбиения ж/д состава на отдельные вагоны используется метод опорных векторов (SVM – support vector machines) библиотеки OpenCV. Этот метод проверяет принадлежность некоторой области изображения к тому или иному классу в зависимости от того, на какой обучающей выборке данная система была обучена. В качестве вектора признаков, описывающего объект, берутся значения дескриптора гистограммы направленных градиентов HOG (Histogram of Oriented Gradients). Для разделения состава на отдельные вагоны выбрано изображение сцепок вагонов. В качестве положительных примеров обучающей выборки берется заранее отобранный набор изображений сцепок вагонов, а в качестве отрицательных примеров берутся произвольные участки изображения фона, не содержащие изображения сцепок вагонов (по мере эксплуатации системы выборка отрицательных примеров может увеличиваться за счет добавления

ложных срабатываний детектора). Для каждого из примеров строится его дескриптор с указанием класса, к которому он относится (положительного или отрицательного). Далее результаты описаний положительных и отрицательных примеров подаются на вход обучения системы опорных векторов, которая строит гиперплоскость, разделяющую описания положительных и отрицательных примеров.

В режиме разделения состава на вагоны считаются кадры из папки с изображениями с боковой камеры. Каждый кадр анализируется скользящим окном с перекрытием 50 % и с разными масштабами $\pm 10\%$ от размера изображения сцепки. Для каждого окна вычисляется дескриптор HOG и отправляется на вход метода SVM классификатора. В случае обнаружения сцепки фиксируется начало единицы подвижного состава и все изображения до обнаружения следующей сцепки записываются в папку кадров вагона, причем кадры с камеры, расположенной сверху, также сортируются по меткам времени и соотносятся с изображениями с боковой камеры.

Если в кадрах с камеры, расположенной сверху, присутствуют искажения (дисторсия) или она установлена не строго параллельно ж/д путям, то производится ректифицирование изображений. Этот этап может отсутствовать при использовании объективов, где функция устранения дисторсии реализована аппаратно (ортоскопические объективы), например в объективах фирмы Theia.

На рис. 1 показаны первый (а) и последний (б) кадры проезда одного вагона с тремя катушками.

После построения 3D-модели изображения получается разреженное облако, состоящее из массива ключевых точек, построенных при сопоставлении всех кадров вагона, и найденные расположения камеры относительно этого облака (рис. 2).

Разреженное облако ввиду небольшого числа ключевых точек описывает только контуры изображения. Для получения детальной картины вагона используется алгоритм быстрого поиска приближенных совпадений ближайших соседей между кадрами [3], который реализован в библиотеке OpenMVS. Результатом работы этого ал-

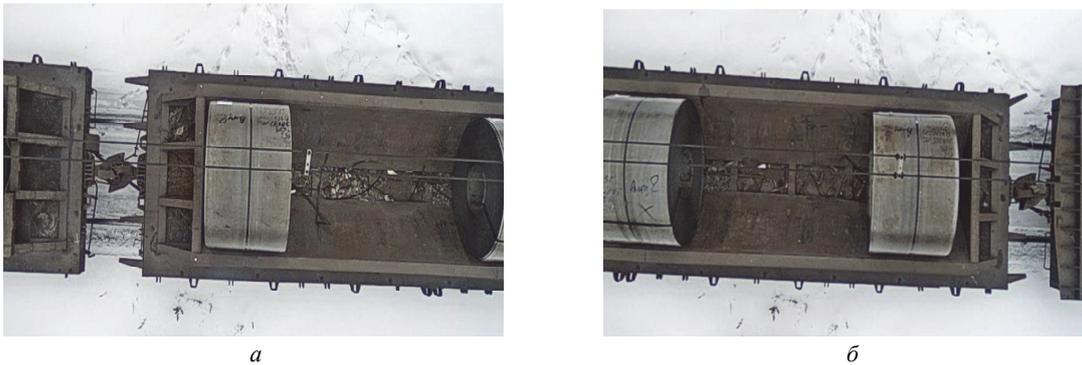


Рис. 1

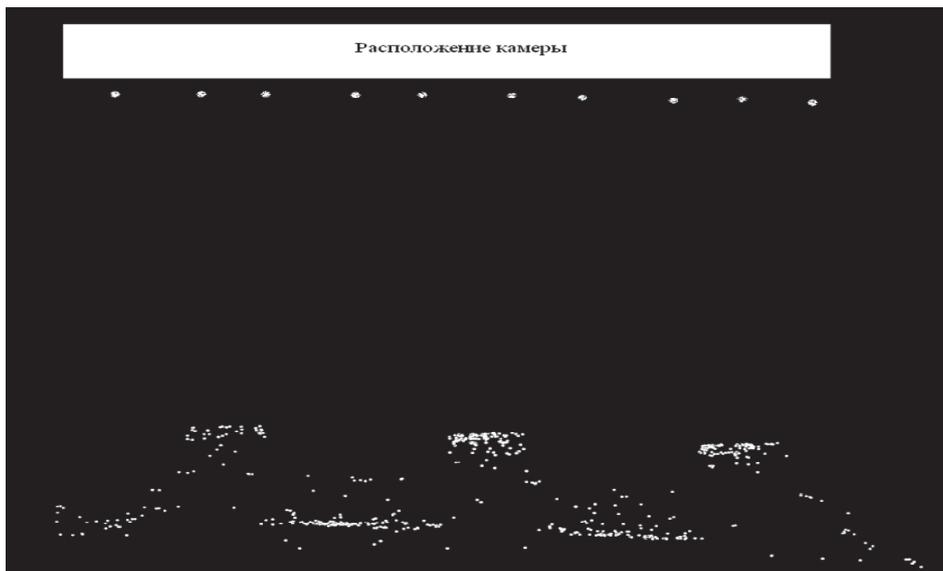


Рис. 2

горитма является плотное облако точек, описывающее трехмерную модель вагона. Эта модель может содержать ложные точки, связанные с атмосферными осадками и тенями, а также может быть повернута относительно земли (горизонтальной плоскости XY) в случае невертикального расположения камеры. Для устранения точек, не принадлежащих модели вагона, используется фильтр, основанный на методе наименьших квадратов Moving least squares, из библиотеки PCL, а для поворота модели – аффинные преобразования. В результате указанных действий получаем очищенное и выровненное плотное облако точек вагона (рис. 3).

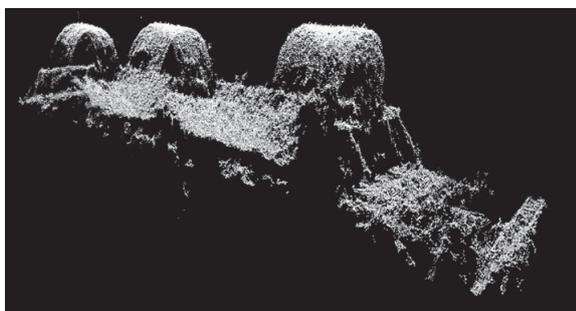


Рис. 3

Если центр масс плотного облака будет находиться на расстоянии ближе некоторого значения h , то данный вагон рассматривается как крытый и дальнейшему анализу не подлежит.

Для определения зоны поиска груза на открытом вагоне выполняется ряд преобразований над плотной моделью:

1. Рассматриваются все точки плотного облака, расположенные выше уровня сцепки. Это позволяет исключить из рассмотрения сцепки и все объекты, которые могут располагаться вдоль железнодорожного пути.

2. Оставшиеся точки проецируются на плоскость XY .

3. Выполняется кластеризация точек плоскости XY , объединяются полученные кластеры и определяется контур предполагаемой зоны поиска груза. Для кластеризации используется алгоритм DBSCAN [4], представляющий объекты в виде совокупности точек. Кластеры рассматриваются как регионы данных с высокой плотностью точек, которые разделены пространствами с низкой плотностью точек. Перед объединением все регионы вписываются в прямоугольники и для каждого прямоугольника вычисляется его площадь. Объединение кластеров осуществляется по следующим правилам:

– из множества регионов выбирается кластер, имеющий наибольшую площадь прямоугольника. Если эта площадь меньше значения S и наполненность прямоугольника меньше значения D , то этот кластер исключается из рассмотрения. Значение S определяет размер различаемого груза, а значение D позволяет исключить из области поиска груза кластеры, описывающие стенки соседних вагонов, поскольку такие кластеры имеют наполненность менее 50 %;

– выбранный кластер включается в объединение, если длина контура объединенного кластера не превышает длину вагона L , которая определяется по плотной модели, исходя из заданного соотношения ширины и длины вагона;

– процесс объединения заканчивается, когда будут проанализированы все кластеры.

Для плотного облака (рис. 3) контур объединенного кластера будет иметь следующий вид (рис. 4).

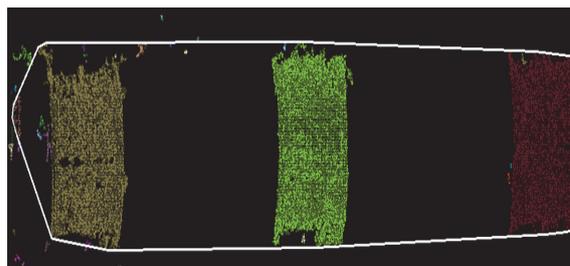


Рис. 4

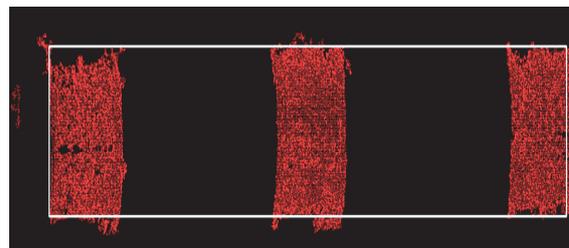


Рис. 5



Рис. 6

4. Поскольку вид сверху любого вагона имеет форму прямоугольника, то для определения зоны поиска груза в контур объединенного кластера вписывается прямоугольник. Если вагон является платформой, то внутри прямоугольника будет

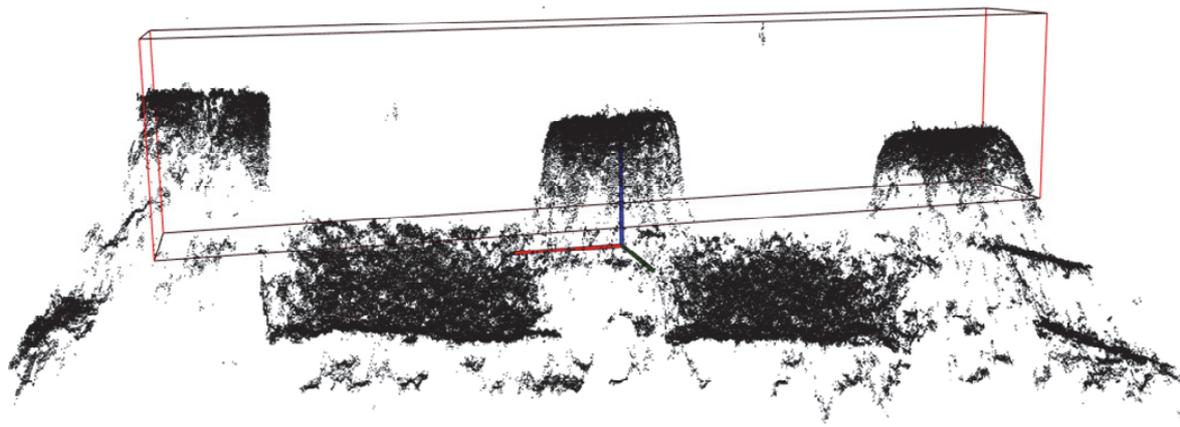


Рис. 7

находиться только груз (рис. 5). Для полувагонов в контур объединенного кластера войдут и стенки вагонов. В этом случае ширина плотной модели и ширина вписанного прямоугольника будут совпадать. Поэтому для полувагонов зона поиска сужается на толщину стенки вагона (рис. 6).

5. На последнем шаге плотное облако с помощью алгоритма трехмерного преобразования Хафа [5] представляется в виде множества плоскостей. Из него удаляются все точки, принадлежащие плоскостям, угол наклона которых к перпендикуляру зоны поиска составляет $30...60^\circ$. Такая операция необходима для исключения боковых стенок V-образных вагонов. Затем строится параллелепипед, у которого основанием является прямоугольник, полученный на предыдущем шаге анализа, а высота соответствует высоте полувагона (рис. 7).

Если внутри параллелепипеда присутствуют кластеры с площадью, большей S , то считается, что такой вагон имеет груз.

Алгоритм распознавания груза в открытом вагоне реализован в виде двух приложений, которые запускаются как службы. На вход первого

приложения подается последовательность изображений вагона, а результатом его работы является разреженное облако точек. Время работы приложения зависит от числа анализируемых кадров. При 15 кадрах время построения разреженного облака без использования GPU составляет $30...40$ с. Если провести калибровку камеры, то время построения разреженного облака может сократиться на $10...15\%$. Это происходит за счет отказа от поиска параметров дисторсии, которые необходимы для построения разреженного облака.

Второе приложение уплотняет облако, затем выполняется кластеризация и по результатам анализа модели принимается решение – есть или отсутствует груз в вагоне. Этот этап занимает около $40...60$ с. Сократить его длительность можно за счет увеличения числа анализируемых кадров при условии реализации в первом приложении алгоритма SLAM [6] с точной калибровкой камеры. Такая реализация позволит при меньших затратах времени выявить большее число особенностей и тем самым отказаться от построения плотной модели вагона.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кулаков С. А., Разумовский Г. В. Применение методов анализа изображений для распознавания наличия груза в железнодорожном вагоне // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2016. № 10. С. 18–22.

2. Theia Vision Library. URL: <http://www.theia-sfm.org/index.html> (дата обращения 25.03.2018).

3. Randomized Correspondence Algorithm for Structural Image Editing. ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH) / С. Barnes, E. Shechtman, A. Finkelstein, D. B. Goldman. URL: http://gfx.cs.princeton.edu/pubs/Barnes_2009_PAR/ (дата обращения 25.03.2018).

4. Золочевская Н. Ю., Флоров Д. А. Программная реализация алгоритма DBSCAN как одного из методов кластерного анализа. URL: <http://www.iai.kpi.ua/archive/2006/Zolochevskaya.pdf> (дата обращения 25.03.2018).

5. Real-Time Detection of Planar Regions in Unorganized Point Clouds. URL: http://www.inf.ufrgs.br/~oliveira/pubs_files/HT3D/HT3D_page.html (дата обращения 25.03.2018).

6. Vision-based SLAM: монокулярный SLAM. URL: <https://habr.com/company/singularis/blog/277537/> (дата обращения 25.03.2018).

V. V. Vihlyav, S. A. Kulakov, G. V. Razumovskiy

«Research and Engineering Center of Saint Petersburg Electrotechnical University „LETI“» JSC

THE SYSTEM OF CARGO DETECTION IN OPEN WAGONS BASED ON GENERATING A 3D MODEL

The paper presents the system of cargo detection in open wagons. The system consists of obtaining a 3D open wagon model from a sequence of wagon 2D images and its subsequent analysis. The model is a dense point cloud generated by the fusion of depth maps with rejected erroneous depth estimates. The model analysis include the preliminary model preparing, cargo location estimation, and finding clusters in a model cloud corresponding to the cargo objects. A possible cargo location is a minimal axis aligned rectangular cuboid containing all cargo object clusters.

3D model, structure from motion, clustering, DBSCAN, affine transforms, multi-view stereo, photogrammetry, depth map fusion, unorganized point cloud, cargo detection, 3D Hough transform
