

E. L. Sheinman, A. N. Afanasjev
Corporation «Oceanpribor» (Saint Petersburg)

M. S. Kupriyanov, D. M. Klionskiy, S. N. Ezhov, P. N. Maksimov, A. M. Golubkov
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

SIGNAL MODEL SIMULATOR OF HYDROACOUSTIC STATIONS OF AN INTEGRATED SYSTEM FOR UNDERWATER OBSERVATION

Discusses a simulator of input signals for hydroacoustic tools of underwater observation. The algorithms for simulating noise radiation of sea objects are considered together with the algorithms for simulating direct and reflected active hydroacoustic signals. We provide the examples of calculating input signals for detection modes of hydroacoustic complexes. Software implementation of the simulator is described in C++ created in Qt Creator environment using the class diagram and use case diagram.

Hydroacoustic signal, signal model simulator, active signal, noise signal, underwater observation tools

УДК 004.932

С. А. Кулаков, Г. В. Разумовский
Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Применение методов анализа изображений для распознавания наличия груза в железнодорожном вагоне

Рассматривается последовательность методов анализа видеопотоков для выделения вагонов в ж.-д. составе, определения их типов и наличия в них груза. Предложенный подход базируется на использовании детектора движения, алгоритма Лукаса–Канаде, гистограммы направленных градиентов и построении карты глубины изображения.

Анализ изображений, карта глубины, ректификация, оптический поток, HOG, SVM

Задача распознавания наличия груза в открытом железнодорожном вагоне (полувагон или платформа) связана с автоматизацией процесса контроля за перемещением груза с целью его фиксации при выезде состава с территории предприятия и предотвращения хищений. Для решения этой задачи должен быть оборудован пост контроля, оснащенный двумя видеокамерами (рис. 1: 1 – прожектор 1; 2 – видеокамера 1; 3 – лазерный дальномер; 4 – шкаф с оборудованием; 5 – прожектор 2; 6 – видеокамера 2; 7 – видеокамера 3). Одна видеокамера устанавливается сбоку и предназначена для разделения состава на вагоны и определения их номеров, а другая устанавливается сверху и используется для определения типа вагона и наличия в нем груза. Такая конфигурация поста позволяет определить только наличие груза в дви-

жущемся вагоне. Если необходимо определять объем груза, то сверху необходимо установить две видеокамеры в виде стереопары.

Весь процесс распознавания наличия грузов можно разбить на несколько этапов:

- 1) разделение состава на вагоны;
- 2) предобработка изображений (устранение дисторсии);
- 3) определение типа вагона;
- 4) построение карты глубины;
- 5) определение наличия груза в вагоне.

Задачу обнаружения состава и разбиения на вагоны можно решить, используя систему видеонаблюдения, оптические датчики или датчики колесных пар, жестко закрепленных на рельсах. С целью повышения надежности обнаружения

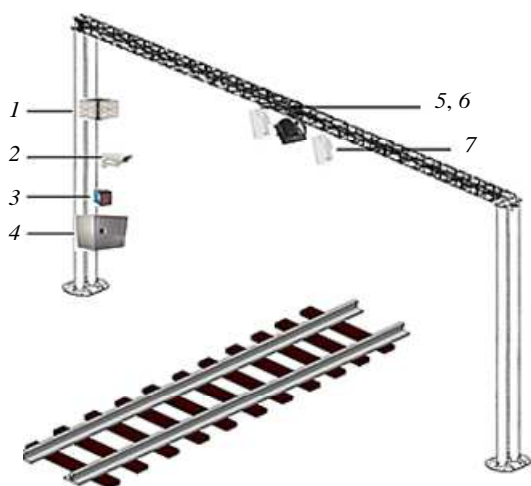


Рис. 1

состава может также использоваться комбинация этих методов. В данной статье рассматривается метод обнаружения состава и разделения его на вагоны на основе анализа видеопотока. Достоинством такой реализации является однородность, простота и низкая стоимость системы, независимость от точности и качества работы датчиков. Для корректного обнаружения состава используется изображение с камеры, расположенной над ж.-д. полотном. Верхняя камера дает лучший результат, чем боковая камера, так как в этом случае не анализируются посторонние движения вдоль ж.-д. полотна и динамический задний фон. Для определения начала движения ж.-д. состава применяется детектор движения, реализованный на языке Java. Принцип работы детектора заключается в сравнении текущего кадра с фоном. При этом фоновое изображение постоянно обновляется и адаптируется к условиям освещенности. Если разница значений интенсивности (яркости) пикселя текущего кадра и фона превышает порог, то считается, что объект принадлежит к переднему плану (объекту). Алгоритм выделения движения описан в литературе [1] и предусматривает следующие шаги:

1. Создание матрицы маски движения размером с текущий кадр.
2. Перевод изображения из цветного в черно-белое.
3. Фильтрацию кадра медианным фильтром для удаления помех.
4. Сохранение кадра как фонового изображения, если это первый кадр.
5. Если фоновый кадр уже существует, то для каждого пикселя вычисляется абсолютная разница яркостей пикселя текущего кадра и фонового:

– если разница превышает заранее заданный предел, то в матрице маски отмечается цифрой «1» ячейка, соответствующая текущему пикселю;

– если разница не превышает заданный предел, то обновление фонового кадра.

6. В матрице маски подсчитывается количество пикселей, и если оно превышает порог, то считается, что в кадре присутствует движение, в противном случае принимается решение, что движение отсутствует.

Данный метод предполагает плавное изменение модели фона с помощью низкочастотного фильтра рекурсивного сглаживания. Этот фильтр смешивает текущий кадр с моделью фона с коэффициентом α , при этом обновляются только те пиксели, в которых отсутствует объект переднего плана (т. е. пиксели, в которых абсолютная разность интенсивностей в текущем кадре и фоне меньше порогового значения). Формула, служащая для обновления фона, имеет вид $BGt(x, y) = (1 - \alpha) BGt - 1(x, y) + \alpha It - 1(x, y)$, где $BGt(x, y)$ – значение интенсивности пикселя с координатами x и y в новом фоне; $BGt - 1(x, y)$ – значение интенсивности пикселя с координатами x и y в старом фоне; $It - 1(x, y)$ – значение интенсивности пикселя с координатами x и y в текущем кадре; α – весовой коэффициент, влияющий на скорость обновления фона ($0 < \alpha < 1$). Чем больше коэффициент α , тем чаще обновляется фон.

Для исключения шумовой составляющей сигнала, возникающей вследствие слабого освещения и естественного шума камеры, применяется медианный фильтр. При медианной фильтрации используется окно, которое перемещается по всему изображению. Значения интенсивности пикселей внутри окна фильтра сортируются в порядке возрастания, и значение, находящееся в середине упорядоченного списка, записывается вместо значения пикселя в центре окна фильтра.

При обнаружении движения в области видимости камеры запускается детектор определения направления движения. В качестве детектора определения направления движения используется оптический поток, реализованный на основе алгоритма Лукаса–Канаде [2] в библиотеке OpenCV. Принцип работы данного алгоритма заключается в нахождении соответствия ключевых точек из предыдущего кадра на текущем кадре. По найденному соответствию строятся векторы, со-

единяющие соответствующие точки из разных кадров. По найденным векторам строится результирующий вектор направления движения. Если угол поворота результирующего вектора отклоняется не более чем на 15° от направления расположения ж.-д. полотна в кадре, то считается, что прохождение состава зафиксировано и параллельно запускается запись кадров с обеих камер в файлы с указанием даты и времени в именах файлов. Вызов детектора движения происходит каждые 2 с. Как только детектор перестает фиксировать движение, принимается решение об окончании анализа перемещения состава, останавливается запись изображений и запускается процедура разбиения состава на вагоны.

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 [3]. 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, к какому классу он относится (положительному или отрицательному). Далее результаты описаний положительных и отрицательных примеров подаются на вход обучения системы опорных векторов, которая строит гиперплоскость, разделяющую описания положительных и отрицательных примеров [4].

В режиме разделения состава на вагоны считываются 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 фик-

сируется начало единицы подвижного состава и все изображения до обнаружения следующей сцепки записываются в папку кадров вагона, причем кадры с камеры вида 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.

При использовании оптической системы с отрицательной дисторсией получается бочкообразное изображение с сильными искажениями предметов, наиболее близко расположенных к объективу. В библиотеке OpenCV присутствует стандартный метод для устранения дисторсии, но он не позволяет устранить сильные искажения. Поэтому был применен алгоритм пересчета координат изображения с уравнением третьего порядка. Формула для расчета радиуса координат точек на исходном изображении, соответствующих радиусу координат точек результирующего изображения, выглядит следующим образом [5]:

$$R_{src} = (aR_{corr}^3 + bR_{corr}^2 + cR_{corr} + d)R_{corr},$$

где R_{src} – расстояние от текущей точки до центра изображения на исходном изображении; R_{corr} – расстояние от текущей точки до центра изображения на результирующем изображении; a – параметр, отвечающий за изменение внешних точек изображения (данный коэффициент должен быть отрицательным, чтобы устранить бочкообразную дисторсию); b, c – основные параметр коррекции дисторсии; d – параметр, описывающий линейное масштабирование изображения (коэффициент увеличения изображения).

Значения коэффициентов a, b и c подбираются и находятся в диапазоне от 0 до 0.3. Количество верных значащих цифр после запятой для каждого из параметров может достигать семи. Для подбора лучше всего воспользоваться каким-нибудь методом, обладающим наивысшей скоростью сходимости, например методом половинного деления. На рис. 2, *a* показано исходное изображение, а на рис. 2, *b* – после его ректифицирования. Такое преобразование дает возможность на последующем этапе определить верхнюю границу вагона.



а



б

Рис. 2

После предобработки изображений выполняется классификация единиц подвижного состава по категориям. В текущей реализации различаются локомотивы, крытые вагоны, полувагоны и платформы. Данные единицы подвижного состава можно достаточно точно отличить друг от друга при использовании контурного анализа изображений методом Канни, так как различные типы вагонов имеют разную высоту и (или) ширину и на камере вида сверху в зависимости от этого контуры сильно различаются. Для анализа загруженности отбираются только кадры, принадлежащие к открытому полувагону или платформе.

На предпоследнем этапе строится карта глубины. Для этого берется по 2 последовательных кадра и в них отыскиваются парные точки, которые находятся на эпполярных линиях [6]. Для упрощения поиска парных точек изображения выравнивают так, чтобы все эпполярные линии были параллельны сторонам изображения (обычно горизонтальны). Поиск соответствующего пикселя выполняется посредством вычисления максимума функции отклика, в качестве которой может выступать, например, корреляция окрестностей пикселей. По разнице расстояний от центра кадра до точек определяются координаты их прообраза в трехмерном пространстве и строится карта глубины. Зная трехмерные координаты прообраза, вычисляется глубина как расстояние до плоскости камеры. На рис. 3 приведен пример построения карты глубины, на котором более темным цветом отмечены наиболее дальние участки (расстояние от камеры до фона максимальное), а более светлым – наиболее близкие к камере объекты.

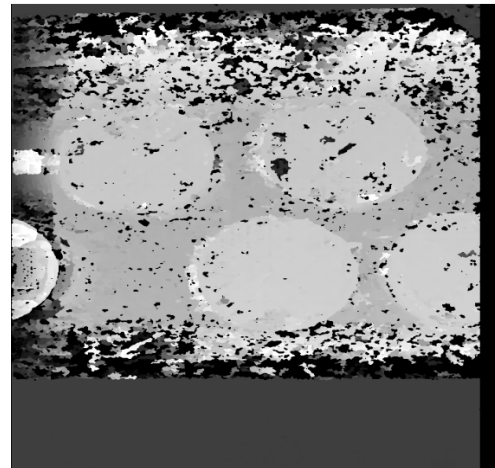


Рис. 3

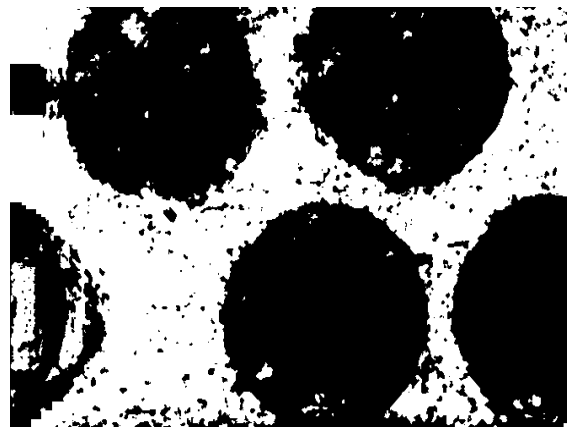


Рис. 4

На заключительном этапе изображение карты глубины подается на модуль определения наличия груза. Яркость на карте глубины характеризует расстояние от видеокамеры до каждой точки внутренности вагона, поэтому яркость пикселей груза будет больше яркости пикселей дна вагона. Для определения груза строится гистограмма яр-

костей. Далее гистограмма яркостей сглаживается методом скользящего окна. Если сглаженная гистограмма имеет более одного локального максимума, то пиксели со значениями яркости, большими или равными значению, соответствующему последнему локальному максимуму, помечаются черным цветом. Если в результате работы данного модуля формируется изображение с черными

областями, то принимается решение, что в вагоне присутствует груз (рис. 4).

Описанный подход позволяет определить наличие груза в вагоне с вероятностью 0.95...0.98. Такая вероятность может быть получена при условии использования верхней камеры, у которой скорость затвора не ниже 1/500 с, и отсутствии бликов и засветки камеры.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Лукьяница А. А., Шишкин А. Г. Цифровая обработка видеоизображений. М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009.

2. Вычисление оптического потока методом Лукаса-Канаде. URL: <https://habrahabr.ru/post/169055/> (дата обращения 15.08.2016).

3. Захаров Р. Метод классификации объектов различных классов на видеопотоке и на статичных изображениях / СГАУ им. акад. С. П. Королева. Самара, 2012.

4. Bradski G., Kaehler A. Learning OpenCV. Computer Vision with the OpenCV Library. Publisher: O'Reilly Media. Final Release, 2008. 580 p.

5. Куракин А. Основы стереозрения. URL: <https://habrahabr.ru/post/130300/> (дата обращения 15.08.2016).

6. Калиниченко А. В., Свешникова Н. В., Юрин Д. В. Эпиполярная геометрия и оценка ее достоверности по результатам восстановления трехмерной сцены алгоритмами факторизации. URL: http://graphicon.ru/html/2006/wr22_85_KalinichenkoSveshnikovaYurin.pdf.

S. A. Kulakov, G. V. Razumovskiy
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

THE USE OF IMAGE ANALYSIS TECHNIQUES FOR DETECTING THE PRESENCE OF CARGO RAILCAR

A sequence of video streams analysis methods for the isolation of the carriages of the train, determine their type and the presence in them of the cargo. The proposed approach is based on the use of motion detection, algorithm Lucas-Canade, the histogram of oriented gradients and building image depth map.

Image analysis, depth map, rectification, optical flow, HOG, SVM

УДК 004.82, 004.89

И. И. Холод

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Сбор измерительной информации с распределенных измерительных средств в режиме реального времени

Описывается подход к сбору измерительной информации в реальном режиме времени с территориально распределенных измерительных пунктов, выполняющий предварительную оценку качества измеряемой информации и передающий в центр обработки только информацию максимального качества. Данный подход обеспечивает сокращение объема передаваемой информации по средствам передачи данных, что позволяет снизить время на доставку информации и требования к пропускной способности каналов связи.

Сбор данных, большие данные, интеллектуальный анализ данных, Интернет вещей, распределенные системы

Технический прогресс последних десятилетий способствовал резкому повышению требований к оперативности принимаемых решений. Ос-

новой для них всегда является актуальная информация об объекте управления, получаемая от различных измерительных средств (ИС). От скоро-