

## РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ПОДСИСТЕМ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ АВТОНОМНЫХ ПОДВИЖНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ПРЕДПРИЯТИЯХ ТОПЛИВНО-ЭНЕРГЕТИЧЕСКОГО СЕКТОРА

М.В. Шихман

Научный руководитель – д.т.н., профессор С.В. Шидловский  
Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

В мире цифровых технологий робототехнические системы по праву можно считать базой для автоматизации промышленности. Работа данных систем позволяет достигать поставленные цели и решать широкий спектр технологических задач.

Предприятия топливно-энергетического сектора занимают обширные территории, в связи с этим, такие функции, как перемещение грузов, доставка материалов, технологического и иного оборудования, наиболее эффективно и целесообразно могут осуществлять автономные подвижные робототехнические системы. Также на предприятии необходимо проводить контроль состояния оборудования и его безаварийную работу. Данный комплекс работ осуществляют сотрудники предприятия, однако в большинстве случаев это сопряжено с риском для здоровья и жизни конкретного работника. Использование специализированного робота позволяет снизить травматизм и повысить оперативность работ по оценке текущего состояния оборудования, что особенно важно в условиях труднодоступности или удаленности.

Основные две задачи, которые стоят перед любым автономным объектом, заключаются в следующем: во-первых, объект должен самостоятельно прокладывать маршрут, а во-вторых, успешно передвигаться в динамической среде, в том числе, в окружении других подвижных объектов. Первую задачу достаточно в полной мере помогло решить развитие спутниковой навигации и электронных карт местности. Вторая же задача имеет куда больше сложностей, ее решением занимаются ученые по всему миру, используя разные методы и алгоритмы. Применение оригинальных алгоритмов планирования маршрута упрощает обеспечение безопасности передвижения в зоне с динамическими препятствиями. Динамическим препятствием на предприятиях может служить рабочий персонал, а также другие подвижные объекты.

Любое изображение представляет собой сложную и трудно извлекаемую структурированную информацию о наблюдаемой сцене. В связи с этим, необходим метод, который позволит выделять из потока видеоданных, получаемого в режиме реального времени, информацию, по которой можно осуществлять идентификацию и распознавание объектов.

Основной задачей, которая появляется в процессе распознавания объектов, является сопоставление изображения, полученного от камеры, с эталонным образцом, хранящимся в базе данных. Для решений этой задачи существует ряд средств распознавания изображений и сопоставление их с базами данных, однако основным методом является установление соответствия между особыми точками исходного изображения и эталонного [5].

Особая точка является наиболее простым геометрическим элементом дискретного представления математической функции описания объекта распознавания. Для определения данных точек вводят понятие окрестности. То есть особой (опорной) точкой для некоторого изображения будем считать точку  $p_i$ , окрестность которой  $O(p_i)$  можно отличить от окрестности  $O'(p_i)$  любой другой особой точки изображения  $p_i$ . Процесс выделения данной точки называется детектирование, а программа, осуществляющая данный процесс, называется детектором [6]. После данного процесса необходимо описать данную особую точку, за это отвечают дескрипторы. Дескриптор – описание особой точки, определяющее особенности ее окрестности и представляющее собой числовой или бинарный вектор определенных параметров.

Существует множество различных методов выделения особых точек и дескрипторов, однако в данной работе будет рассматриваться гистограмма направленных градиентов (HOG). Данный выбор связан с рядом преимуществ дескриптора HOG над другими. Во-первых, HOG работает локально, что позволяет поддерживать инвариантность по отношению к геометрическим и фотометрическим преобразованиям объекта на небольших фрагментах изображения, однако здесь исключением является ориентация объекта. Во-вторых, четкое разбиение пространства, точное вычисление направлений и сильная локальная фотометрическая нормализация дают возможность не учитывать движение людей, при их вертикальном положении [7]. В связи с вышесказанным, данный детектор является хорошим средством для определения людей на изображениях.

Гистограмма направленных градиентов (Histogram of Oriented Gradients, HOG) – дескрипторы особых точек, использующихся в компьютерном зрении и системах обработки изображения для распознавания объектов [1]. В основе данного дескриптора лежит метод подсчета количества направлений градиента в локальных областях изображения.

Данный метод основывается на допущении, что описание какого-либо объекта на изображении можно осуществить путем задания распределения градиентов интенсивности или направлением краев. Реализация заключается в разделении изображения на элементарные области (ячейки) и расчете, для каждой из них, гистограммы направлений градиентов или же направлений краев для пикселей. Совокупность данных гистограмм для всех ячеек является дескриптором.

Реализация алгоритма HOG состоит из следующих шагов: вычисление градиента, формирование гистограмм ячеек, формирование блоков дескрипторов, нормализация блоков, классификация дескрипторов. Последний шаг является самым сложным, потому что он основывается на машинном обучении. Для его реализации может использоваться метод опорных векторов [3].

Метод опорных векторов (SVM, support vector machine) – совокупность алгоритмов, использующих обучение с учителем. В рамках данной задачи метод позволяет осуществить бинарную классификацию, то есть

разделение на два класса — принадлежит объект к необходимой категории или не принадлежит [4]. В связи с ограниченностью задачи SVM обучается и классифицируется достаточно быстро.

Самая идея метода заключается в следующем, пусть существует обучающее множество  $x$  векторов признаков (точек) в некотором  $p$ -мерном пространстве. Данное пространство разобьем на два условных класса и попробуем разделить их между собой гиперплоскостью ( $p-1$ ), однако таких плоскостей может быть несколько. Оптимальной разделяющей гиперплоскостью будет считаться та, которая позволит выполнить следующее условие: расстояние между двумя ближайшими точками, лежащими по разные стороны гиперплоскости, (т.е. между точками, принадлежащими разным классам) должно быть максимально [2]. Данный случай относится к линейной делимости, однако, в общем случае, линейное разделение точек на два класса не представляется возможным, тогда используется алгоритм с мягким зазором (soft-margin SVM). Отличие данного алгоритма от линейного заключается в том, что осуществляется отображение исходного пространства параметров на какое-то многомерное пространство признаков, где обучающая выборка линейно делима. Также в этом случае алгоритму допускается некоторая ошибка на обучающей выборке, и вводится понятие объектов-нарушителей, которые не принадлежат необходимому классу, однако при разделинии гиперплоскостью оказываются в его пространстве.

Данный алгоритм, включающий в себя совокупность дескрипторов HOG и метода опорных векторов, позволяет распознавать объекты не только на статическом изображении, но и выделять их из потока видеоданных. Алгоритм является оптимальным для распознавания людей автономным подвижным объектом, однако также может быть использован для распознавания других подвижных и статических объектов.

#### Литература

1. Navneet Dalal, Bill Triggs. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection // Telecommunication Systems, 2015. – Vol. 60. – p. 337–339.
2. Баев Н.О. Использование метода опорных векторов в задачах классификации // Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности. – 2017. №2(2). – С.17–21.
3. Боровик В.С., Шидловский С.В. Распознавание образов с помощью гистограмм направлений градиентов // Инноватика 2017. – Томск, 2017. С. 392–393.
4. Геван Н.Д., Иванов В.Б. Метод опорных векторов и альтернативный ему простой линейный классификатор // Информационные технологии и проблемы математического моделирования сложных систем. – 2012. №10. – С. 81–94.
5. Патин М.В., Коробов Д.В. Сравнительный анализ методов поиска особых точек и дескрипторов при группировке изображений и дескрипторов при группировке изображений по схожему содержанию // Молодой ученый. – 2016. №11. – С. 214–121.
6. Финогеев А.Г., Четвергова М.В. Методика распознавания изображений на основе случайных деревьев в системах автоматизированного проектирования расширенной реальности // Современные проблемы науки и образования. – Пенза, 2017. №5. – С. 126–144.
7. Южков Г.Б. Алгоритм быстрого построения дескрипторов изображения, основанных на технике гистограмм ориентированных градиентов // Труды Московского физико-технического института. – Москва, 2015. №5(3). – С. 84–91.

### ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПРОГРАММНЫХ СРЕДСТВ ДЛЯ АНАЛИЗА ПРОДОЛЖИТЕЛЬНЫХ РЕЖИМОВ ОБЪЕКТОВ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКИ

**В.В. Ярмонов, Н.М. Космынина**

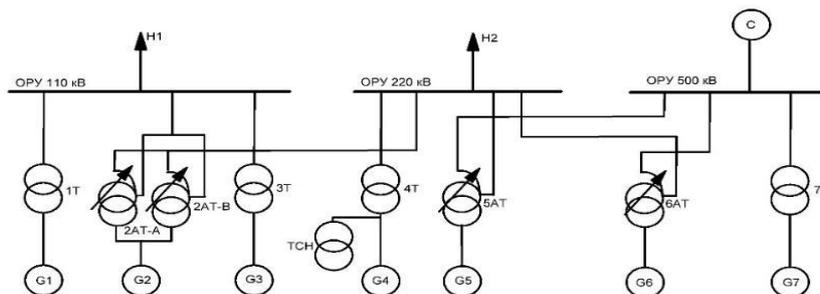
Научный руководитель – доцент Н. М. Космынина

*Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия*

Основными источниками электроэнергии нефтегазодобывающих предприятий являются электроэнергетические системы, а также автономные электростанции собственных нужд (ЭСН).

В Красноярской области существенную роль для поддержания баланса энергосистемы осуществляет ГРЭС [1]. На примере одной из ГРЭС проведем исследование режимов работы ГРЭС.

На рис.1. представлена структурная схема исследуемой электростанции. На ГРЭС сооружены три распределительных устройства. Распределительные устройства имеют следующие классы напряжения: ОРУ-110 кВ, ОРУ 220 кВ и ОРУ 500 кВ.



**Рис. 1. Структурная схема электростанции**