

Министерство образования Республики Беларусь
Учреждение образования
«Полоцкий государственный университет»

**ИНФОРМАЦИОННО-КОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ:
ДОСТИЖЕНИЯ, ПРОБЛЕМЫ, ИННОВАЦИИ
(ИКТ-2018)**

Электронный сборник статей

I Международной научно-практической конференции,
посвященной 50-летию Полоцкого государственного университета

(Новополоцк, 14–15 июня 2018 г.)

Новополоцк
Полоцкий государственный университет
2018

Информационно-коммуникационные технологии: достижения, проблемы, инновации (ИКТ-2018) [Электронный ресурс] : электронный сборник статей I международной научно-практической конференции, посвященной 50-летию Полоцкого государственного университета, Новополоцк, 14–15 июня 2018 г. / Полоцкий государственный университет. – Новополоцк, 2018. – 1 электрон. опт. диск (CD-ROM).

Представлены результаты новейших научных исследований, в области информационно-коммуникационных и интернет-технологий, а именно: методы и технологии математического и имитационного моделирования систем; автоматизация и управление производственными процессами; программная инженерия; тестирование и верификация программ; обработка сигналов, изображений и видео; защита информации и технологии информационной безопасности; электронный маркетинг; проблемы и инновационные технологии подготовки специалистов в данной области.

Сборник включен в Государственный регистр информационного ресурса. Регистрационное свидетельство № 3201815009 от 28.03.2018.

Компьютерный дизайн М. Э. Дистанова.

Технические редакторы: Т. А. Дарьянова, О. П. Михайлова.

Компьютерная верстка Д. М. Севастьяновой.

211440, ул. Блохина, 29, г. Новополоцк, Беларусь
тел. 8 (0214) 53-21-23, e-mail: irina.psu@gmail.com

**РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ
ДЛЯ СЕРВИСНОГО МОБИЛЬНОГО РОБОТА,
ФУНКЦИОНИРУЮЩЕГО ВНУТРИ ПОМЕЩЕНИЙ**

Л.А. ХОДАСЕВИЧ

(Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, Минск)

Введение. Сервисные мобильные роботы служат для облегчения жизни человека. В условиях быстро растущих городов появляется проблема нехватки обслуживающего персонала. Чтобы это предотвратить, многие компании занимаются разработкой сервисных автономных мобильных роботов (АМР). Однако большинство разрабатываемых АМР созданы для функционирования вне помещений. Методы, используемые для навигации АМР вне помещений, не подходят для их навигации внутри помещений по ряду причин: 1) невозможность использования GPS из-за отсутствия прямого сигнала спутника, а также из-за недостаточной точности позиционирования; 2) проблематичность построения карты: её необходимо строить до начала функционирования АМР для каждого нового помещения либо строить во время автономной работы АМР, что влечёт высокие финансовые затраты при установке необходимых датчиков.

Для решения этих проблем в лаборатории робототехнических систем ОИПИ НАН Беларуси с целью разработки системы задания команд АМР на основе ЕЯ был создан прототип АМР, способный двигаться по центру вдоль коридоров [1].

В качестве следующего шага для достижения поставленной цели была выбрана разработка программного комплекса для распознавания характерных элементов помещений в видеопотоке, для чего нужно решить следующие задачи: 1) выбор характерных элементов для ориентирования АМР; 2) выбор методов распознавания; 3) подготовка обучающей выборки; 4) реализация методов распознавания; 5) проведение численных экспериментов.

1 Выбор характерных элементов. Анализируя изображения помещений, были выявлены следующие характерные элементы помещений: коридоры, повороты, двери, окна, элементы освещения, элементы декора. Для распознавания были выбраны двери, так как они встречаются во всех помещениях, а также могут являться конечной целью движения АМР.

2 Выбор методов распознавания. Существует пять основных методов решения задачи распознавания: 1) использование цветочных фильтров; 2) выделение и анализ контуров; 3) сопоставление с шаблоном; 4) выделение и анализ особых точек; 5) методы машинного обучения.

Так как контуры большинства дверей можно описать чёткой структурой, состоящей из двух вертикальных параллельных линий, «накрытых» третьей горизонтальной, то первым для реализации был выбран классический метод выделения и анализа контуров. Основные этапы метода представлены на рисунке 1.

После проведения экспериментов выяснилось, что данный метод восприимчив к шумам и дефектам освещения. Это затрудняет выделение прямых контуров дверей, что не позволяет получить удовлетворительные результаты, поэтому было решено перейти к реализации методам машинного обучения, а именно глубокому обучению.

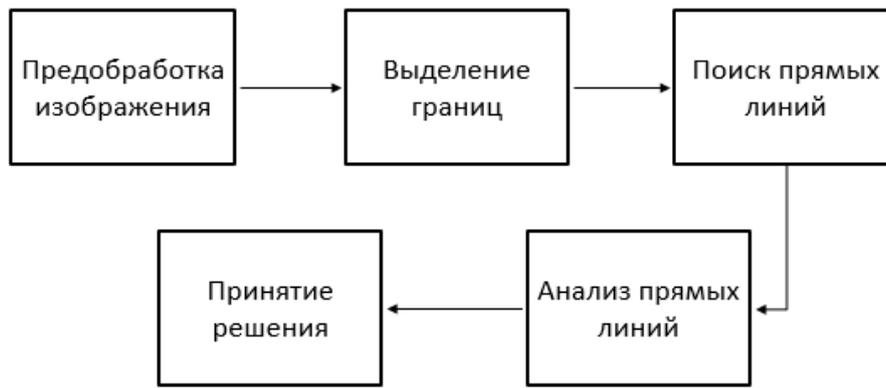


Рисунок 1. – Основные этапы метода выделения и анализа контуров

После проведения ряда экспериментов для обучения распознаванию дверей был выбран детектор Faster R-CNN, основанный на сверточной нейронной сети Inception V2, архитектура которого изображена на рисунке 2 [2].

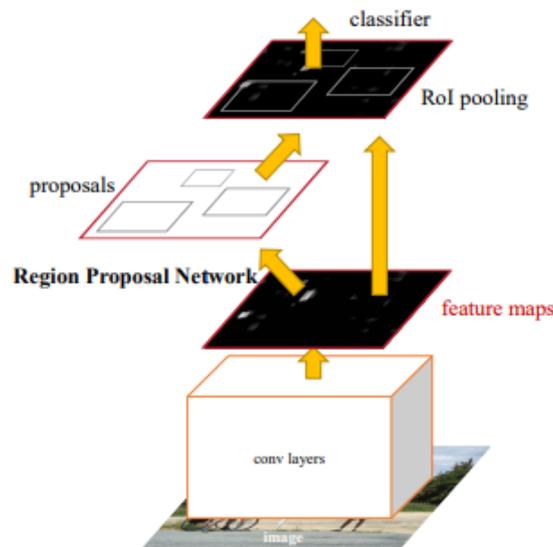


Рисунок 2. – Архитектура детектора Faster R-CNN

На вход детектора подается изображение, к которому применяется сверточная нейронная сеть Inception V2 для получения карты свойств. Карта свойств является входом для небольшой полносвязной нейронной сети RPN, служащей для генерации ограничивающих прямоугольников, в которых потенциально содержатся искомые объекты. На выходе детектора получаем координаты ограничивающих прямоугольников и вектор вероятностей принадлежности классам объектов.

3 Подготовка обучающей выборки. Как известно, для глубокого обучения требуется огромная обучающая выборка. Для задачи детектирования объектов требуются изображения, на которых объекты, поиску которых будет обучаться нейронная сеть, выделены ограничивающими прямоугольниками. Это значительно усложняет создание обучающего набора данных.

Из-за непопулярности дверей как объекта детектирования в сети Интернет в базе данных ImageNet было найдено около 1000 изображений дверей, сфотографированных только под прямым углом.

Проблема обучения детектора на таких данных состоит в том, что в коридорных помещениях двери чаще всего расположены не прямо, а слева или справа. Из-за этого возникла необходимость преобразования обучающих данных. К каждому изображению дважды было применено проективное преобразование для получения дверей, расположенных слева и справа от направления взгляда, а затем преобразованные изображения были наложены на размытые исходные изображения.

Обучение детектора на таких данных не дало удовлетворительных результатов, поэтому возникла необходимость подготовить более правдоподобные синтетические данные. Для этого было взято несколько видео, на которые было заснято движение вдоль коридоров. Чтобы получить из этих видео изображения с ограничивающими двери прямоугольниками, для каждого видео для первого кадра выделялись шаблоны дверей, по которым на оставшихся кадрах находились ограничивающие прямоугольники. Для увеличения размера обучающей выборки на место дверей были вставлены изображения других дверей с применением проективного преобразования. Для нахождения матрицы преобразования нужно знать четыре координаты исходного изображения и четыре координаты целевого изображения. Четыре координаты исходного изображения известны. Также из координат ограничивающих прямоугольников известны две координаты целевого изображения, две оставшиеся координаты необходимо вычислить (на рисунке 3 отмечены красными точками).



Рисунок 3. – Проблема нахождения точек матрицы проективного преобразования

Было предложено три способа нахождения двух оставшихся координат: 1) постоянное проективное преобразование; 2) использование метода выделения и анализа контуров; 3) использование свойств линейной перспективы. Для реализации был выбран третий способ. Этот способ основан на использовании свойств линейной перспективы, при которой горизонтальные линии контуров дверей одинаковой высоты при перспективном искажении находятся на одной прямой линии. Для нахождения параметров этой линии достаточно двух уже известных координат угловых точек ограничивающих прямоугольников.

В результате были получены весьма реалистичные изображения, которые позволили получить высокую точность детектирования объектов.

4 Проведение экспериментов. Для проведения численных экспериментов использовались следующие данные: 1) изображения базы данных ImageNet; 2) преобразованные изображения базы данных ImageNet; 3) созданные синтетические данные; 4) фотографии коридоров.

Для распознавания дверей на изображениях первым был реализован и опробован классический метод выделения и анализа контуров. Однако уже на шаге выделения прямых линий метод не показал удовлетворительных результатов.

Следующий метод – глубокое обучение. Для обучения и тестирования детектора была подготовлена выборка из 2180 изображений, на которых изображено 5713 дверей. Выборка была разделена на обучающую и тестовую в соотношении 4:1.

Детектор обучался распознавать двери четырех классов: straightDoor (двери, расположенные прямо), leftDoor (двери, расположенные слева), rightDoor (двери, расположенные справа), openDoor (открытые двери).

Обучение детектора проводилось на компьютере с двумя видеокартами NVIDIA GeForce 1080 и занимало несколько часов. Параллельно с процессом обучения сети запускался процесс тестирования. Когда точность детектирования объектов на тестовой выборке возрастала, а затем начинала падать, обучение останавливалось.

В результате многочисленных экспериментов был получен детектор Faster R-CNN Inception V2, способный с высокой точностью за короткое время (менее 1 с на видеокарте NVIDIA GeForce 1080) распознавать двери на изображении (табл.).

Таблица. – Численные характеристики детектора Faster R-CNN Inception V2

Класс	Точность
leftDoor	0.958
rightDoor	0.967
openDoor	0.775
straightDoor	0.885
Общая	0.896

Заключение. В результате выполнения работы были созданы правдоподобные синтетические данные, на которых был обучен детектор Faster R-CNN Inception V2, способный с высокой точностью распознавать двери на изображениях. Данные результаты позволяют внедрить распознавание характерных элементов помещений в систему технического зрения AMP для навигации AMP внутри помещений. В дальнейшей работе планируется увеличение количества распознаваемых элементов помещений, увеличение скорости работы детектора, добавление алгоритма трекинга объектов.

Литература

1. Прокопович, Г.А. Разработка системы технического зрения для сервисного мобильного робота / Г.А. Прокопович // Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта : третий всерос. науч.-практ. семинар, Иннополис, Респ. Татарстан, 22–23 сент. 2015 г. – М., 2016. – С. 127–136.
2. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. [Электронный ресурс] / Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun, 2015. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf>. – Дата доступа: 10.03.2018.