

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ВНЕШНЕЙ СРЕДЫ ДВИЖУЩИХСЯ МОБИЛЬНЫХ СРЕДСТВ

А. Ю. Жуков, А. А. Забелло, Л. В. Калацкая

Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь

Автономные подсистемы находят широкое применение в робототехнике, системах для управления транспортными средствами и в устройствах для прогнозирования погрешностей от сенсорных устройств. Интеллектуальные автономные подсистемы могут эффективно использоваться при управлении мобильными объектами, различающимися как по характеру решаемых задач, так и по уровню сложности проектирования. Во многих лабораториях мира разрабатываются системы для управления роботами. Существует большое количество моделей роботов и различных проектов, вплоть до создания человекоподобных роботов [1].

Примером транспортного робота может служить недавно разработанный в Институте робототехники при Питтсбургском университете (США) робот *TERROGATOR*. Этот шестиколесный транспортный робот передвигается по дорожкам университетского парка, обходя препятствия и распознавая определенные ориентиры. Робот оборудован 24 акустическими датчиками, определяющими расстояния до препятствий, и двумя телекамерами, помогающими ему не выходить за пределы дороги [2].

В работе рассмотрена задача создания интеллектуальной автономной подсистемы, позволяющей самостоятельно решать поставленные перед ней задачи, а также реализуются и анализируются алгоритмы для применения нейронных сетей при автономном управлении транспортными средствами. В качестве транспортных средств могут использоваться мобильные роботы или автомобили, которые оснащены сенсорными устройствами для отображения окружающей обстановки.

Одной из задач возникающей при управлении мобильным роботом является движение его по заранее заданной траектории. При этом траектория может задаваться в виде разметки на дороге или в цеху. Задача робота состоит в том чтобы, двигаясь по известной траектории, достичь конечной точки движения. Такой подход позволяет создавать относительно дешевые автономные системы для перевозки грузов на предприятии [3]. В этом случае к ведущему роботу, который

отслеживает траекторию движения, могут подсоединяться ведомые роботы, которые образуют автопоезд.

На рис. 1 приведена общая структурная схема автономного управления мобильным средством.

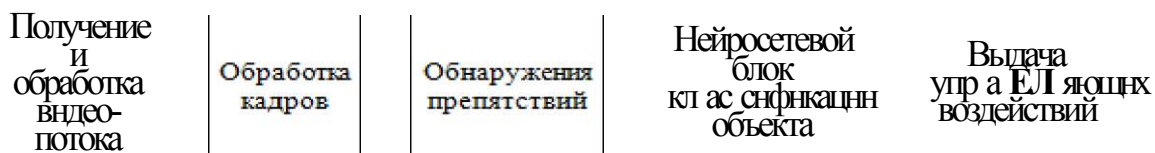


Рис. 1. Структурная схема автономного управления мобильным средством

Блок получения и обработки видеопотока состоит из аппаратной и программной частей. Аппаратная часть включает в себя оптическую систему и цифро-аналоговую светочувствительную матрицу, выполненную по технологии ПЗС. Данные со светочувствительной матрицы подаются на специальный графический процессор соединенный с кэш-памятью. Процессор проводит обработку и последующее кодирование полученной информации. Программная часть включает в себя следующие элементы, обеспечивающие:

- получение видеопотока;
- раскадровку видеопотока, на последовательность изображений для последующей обработки.
- сжатие видеопотока, служащей для уменьшения количества данных, что позволяет эффективно уменьшать пространство, необходимое для хранения видео на носителях информации, для последующего анализа и устранения возникших ошибок [4].

В данной работе использовался видеопоток с разрешением картинки 320 на 240 пикселей и с частотой 15 кадров/сек. Выбор данного разрешения картинки связан с необходимостью уменьшения избыточности информации видеопотока, что делает возможным сократить объем хранения информации, а также уменьшением времени обработки раскадрованных изображений, что позволяет, в свою очередь, повысить работоспособность системы и делает возможным работу системы в режиме реального времени.

Блок обработки кадров включает в себя алгоритм, состоящий из нескольких шагов: 1) подавление шумов с использованием адаптивной медианной фильтрации. 2) корректировка контрастности. 3) переход к полутоновому изображению.

Выбор адаптивной медианной фильтрации (медианной фильтрации с динамическим размером маски) обусловлен рядом преимуществ, таких как высокая эффективность при фильтрации флуктуационного шума,

стабильность работы при увеличении размера маски. Кроме этого медианная фильтрация сохраняет резкие перепады и эффективно устраняет импульсные шумы [5].

Корректировка контрастности реализовано на базе двух методов:

1. Линейное контрастирование (контрастное масштабирование).
2. Преобразование гистограмм (эквализация) [6].

В работе рассматривается случаи, когда на пути движения отсутствует или присутствует препятствие (например, рис. 2)

	Полученное изображение	Подавление шумов методом адаптивной медианной фильтрации	Корректирование контрастности
Прямая линия без препятствия			
Прямая линия с препятствием			

Рис. 2. Результаты работы блока обработки кадров на изображениях с препятствиями и без них

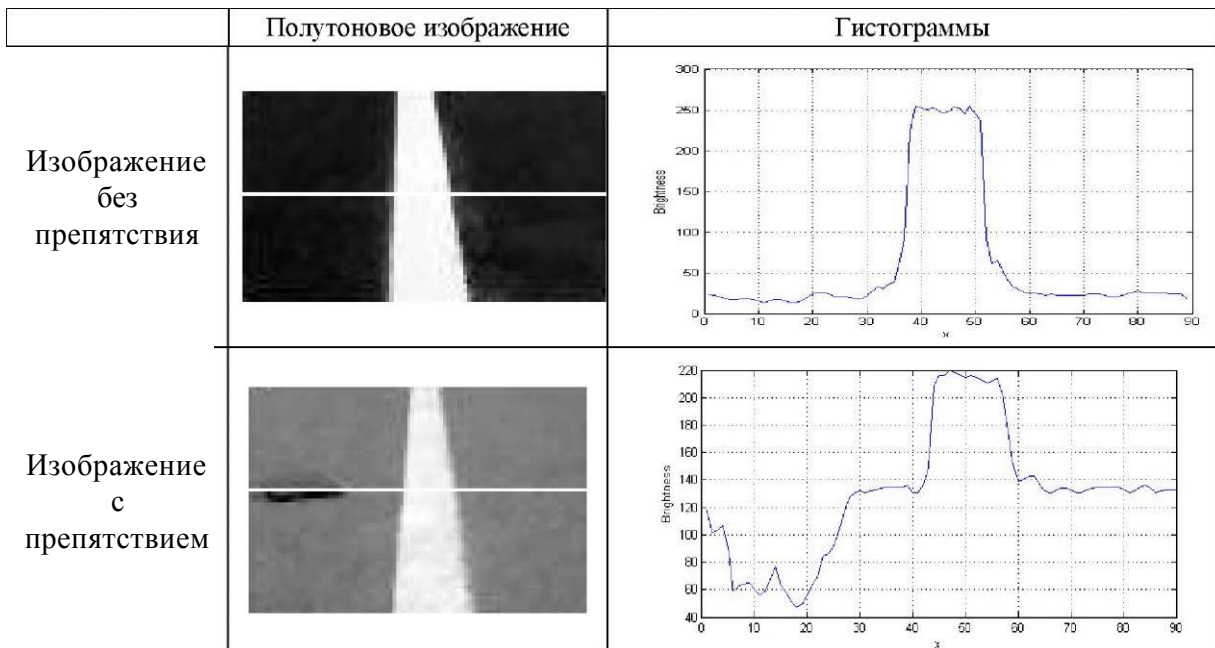


Рис. 3. Полутонные изображения и гистограммы продольных срезов изображений

Блок определения препятствия осуществляет анализ гистограммы полутонового изображения, полученного после корректировки контрастности. В гистограммах можно выделить области с сильным перепадом яркости и сделать вывод о наличии препятствий (рис. 3).

В случае отсутствия препятствий на пути движения изображение бинаризуется и дальнейшее управление передается нейросетевому блоку, который классифицирует траекторию дальнейшего движения.

Нейросетевой классификатор представляет собой многослойную нейронную сеть, с прямыми связями [6-8]. Входной слой сети содержит количество нейронов, равное количеству элементов бинарной матрицы. Каждому нейрону выходного слоя можно поставить в соответствие определенное направление движения из интервала  $[-60^\circ, +60^\circ]$  при шаге дискретизации 5. Диапазон обзора зависит от технических характеристик системы и от предъявляемых к ней требований. Все нейроны выходного слоя, как правило, имеют логистические функции активации, поэтому для каждого момента времени на выходе сети лишь один нейрон имеет значение, близкое к 1, а остальные - 0. Тот нейрон, выход которого максимальный, и определяет текущее направление движения объекта.

Для обучения нейронной сети составлен набор тренировочных пар из 40 матриц входных данных размерностью 10 на 18 и 120 соответствующих им векторов выхода размерностью 1 на 25. Данное обучающее множество включает в себя наиболее типичные участки траекторий и рекомендуемые направления робота. Все используемые обучающие наборы можно разделить на два класса. Первый класс представляет собой фрагменты прямых линий, наблюдаемых под различными углами и при различном положении геометрического центра робота относительно траектории. Ко второму классу относятся криволинейные участки траекторий. Количество тренировочных наборов для каждого класса составляет соответственно 15 образов для первого и 25 - для второго.

Для обучения нейронной сети используется алгоритм обратного распространения ошибки с моментом и адаптивным шагом обучения.

Примеры тестовых траекторий, подаваемых на вход сети, приведены на рис. 4.



Рис. 4. Примеры траекторий, подаваемых на вход нейросети

В работе приведен алгоритм нейросетевой классификации объектов изображений внешней среды движущихся мобильных средств на примере транспортного робота. Приведены алгоритмы обработки изображений окружающей среды мобильных объектов и выявления на них препятствий по анализируемым гистограммам, а также построена модель нейросети, прогнозирующая траекторию движения мобильного объекта. В работе проведен анализ зависимости количества эпох обучения от числа нейронов скрытого слоя, а также проанализировано качество определения нужного направления движения мобильного объекта в текущий момент. Сформированный набор обучающих образов не обеспечил движение в требуемом направлении для горизонтальных и вертикальных направлений. Чтобы обеспечить это, необходимо расширить набор обучающих траекторий, увеличив число образов, на которых получены плохие результаты.

В работе, к сожалению, не проведено сравнение предложенных процедур обработки изображений и системы управления робота в связи с закрытой информацией об аналогичных проектах.

#### Литература

1. Головки, В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А. И. Галушкина. М. : ИПРЖР, 2000.
2. Головки, В. А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 2: Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей. Брест.: Изд. БПИ. 1999. 288 с.
3. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И. Д. Рудинского. М. : Финансы и статистика, 2002.
4. Гедзберг, Ю. М. Охранное телевидение / М. : Горячая линия Телеком, 2005.
5. Интернет-адрес: <http://www.controlstyle.ru/articles/science/text/amf/>.
6. Калацкая, Л. В. Компьютерный анализ и синтез изображений / Мн. : БГУ, 2006.
7. Калацкая, Л. В. Организация и обучение искусственных нейронных сетей : учеб. пособие / Л. В. Калацкая, В. А. Новиков, В. С. Садов. Мн. : БГУ, 2003.
8. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. М. : Техносфера, 2006.
9. Нейрокомпьютеры в системах обработки изображений / Под ред. А. И. Галушкина. М. : Робототехника, 2003. С. 13-21.