

OSTIS-2013

(Open Semantic Technologies for Intelligent Systems)

УДК 004.896

ПРИМЕНЕНИЕ RAM-BASED СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ СТАЙНЫХ РОБОТОВ

Дёмин В.В.*, Кабыш А.С*., Дунец И.П.*, Дунец А.П.*, Головки В.А.*

* *Брестский государственный технический университет,
г. Брест, Республика Беларусь*

spas@gmail.com

anton.kabush@gmail.com

ipdunets@bstu.by

dunets@gmail.com

gva@bstu.by

В данной работе рассмотрена задача распознавания графической метки ведущего робота в системе ведущий-ведомый роботы. Для решения задачи был разработан метод детектирования на основе RAM-based сетей позволяющий по расположению метки узнать положение и дальность ведущего робота по графическому паттерну. Обученная RAM-based сеть хранит характеристические особенности паттерна в разных секторах относительно ведомого робота. Сработавший дискриминатор сети будет указывать на сектор, в котором находится ведущий робот.

Ключевые слова: RAM-based сети; стайные роботы, распознавание образов, выбор порога.

ВВЕДЕНИЕ

В задаче следования за лидерами от роботов требуется сформировать паттерн формации, при котором каждый предыдущий робот следует за последующим, а ведущий – лидер, либо управляется оператором, либо следует по заранее заданному пути.

Существуют различные подходы к распознаванию роботами друг друга: инфракрасные датчики, световые паттерны, RFID-метки, компьютерное зрение и т.д. В данной работе распознавание ведущего основано на детектировании визуальной графической метки закрепленной на корпусе робота при помощи RAM-based нейронных сетей.

Роботы, оснащенные видеосистемой, могут получить необходимый минимум информации о находящихся поблизости роботах группы, если роботов достаточно легко детектировать по их особенностям, паттернам или световым меткам. Цель работы состоит в разработке методики распознавания ведущего робота, не требующей достаточных вычислительных мощностей, и устойчивой к помехам во внешней среде.

Отсутствие камеры в целом ограничивает область применения swarm роботов. Большинство камер на роботах swarm-масштаба не являются пригодными для глобального восприятия окружающей среды, а используются только для локальных областей, с максимальным радиусом до 1 метра.

В работе [Caprari, 2000] описано стайное поведение группы роботов окрашенных в красный цвет. Эта их характеристика (красный окрас) была использована при детектировании роботов друг другом с помощью с камеры. Если область не менее чем 25 на 25 пикселей по границам имела красный цвет, то область помечалась как вероятный сосед. После фазы распознавания принимались решения о факте наличия робота и дистанции до него.

В работе [Haverinen, 2005], роботы «s-bot» имели светодиодное кольцо по периметру робота формирующее триангулярный паттерн из разных цветов, где красный цвет указывает направление движения робота. На роботе установлена всенаправленная камера, с эффективной областью обзора в 60 см. Алгоритм обработки изображения на роботе определяет по «цвету» направление движения соседей в области видимости камеры. Для этого используется вероятностный алгоритм определения направления движения соседей по

изображению, при заранее заданных оценках распределения. Роботы в данном исследовании решали задачу кооперативного транспорта путем создания формации и определяли направление движения путем переговоров.

1. Описание используемых роботов

Ведущий или лидер (leader)- автономный робот, основной задачей которого является движение к цели по некоторому маршруту и, возможно, без столкновений с препятствиями. За ведущим роботом следуют ведомые (followers) роботы, оборудованные видеокамерой для распознавания, ведущего робота. В задаче следования за лидером от ведомых роботов требуется не потерять ведущего – лидера, который либо управляется оператором, либо следует по заранее заданному пути[Gupta, 2009].

В качестве мобильной платформы используется DFRobot Turtle 2WD Mobile platform. Ведущий робот оснащен паттерном на задней части (рис. 2). Размер паттерна 28 на 7 см. Паттерн состоит из трех горизонтальных полос: черной, белой, черной. Высота черных полос 2,5 см, белой – 2 см.

Горизонтальное расположение линий паттерна обусловлены требованием горизонтальной схожести паттерна, т.к. детектирование производится на основе положения робота, а не его ориентации. Порядок черная-белая-черная линий выбран для детектирования промежуточных положений робота.

Ведущий и ведомый робот в связке во время проведения экспериментов изображены на рисунке 1.

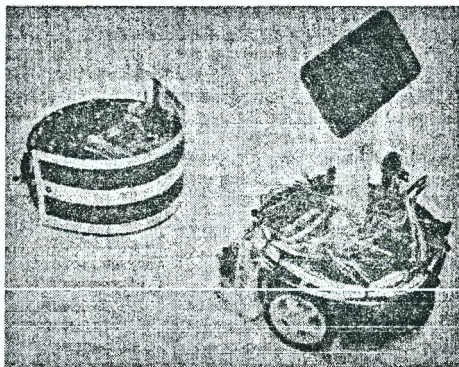


Рисунок 1 – Ведущий и ведомый роботы

2. Система детектирования ведущего робота

Система детектирования ведущего робота основана на использовании RAM-based сетей с предварительными фазами подготовки и обработки изображения (рисунок 2).

Для распознавания области, в которой находится ведущий робот, изображение подвергается обработке с целью выделения графической метки. После предварительных фаз, изображение делится на 6 секторов, в которых выполняется поиск графической метки RAM-based сетью.



Рисунок 2 – Компоненты системы детектирования графической метки

На основе детектирования арбитр принимает решение о наличии или отсутствии графической метки в заданном секторе. Опционально, может использоваться верификация при помощи инфракрасных дальномеров. На основе результатов распознавания робот принимает решение о дальнейших действиях, согласно алгоритму поведения.

2.1. Подготовка изображения

Расположение и ориентация камеры ведомого позволяет получить область обзора камеры для детектирования от 15 до 70 см. Робот получает цветное изображение с камеры в виде массива размером 320 на 240 пикселей, где каждый пиксель представлен тремя байтами в цветовом пространстве RGB. Полученное изображение конвертируется в цветовое пространство Grayscale, содержащее изображение в градациях серого.

Последующая обработка заключается в обрезке малоинформативных областей изображения и разбиение полученного изображения на сектора(рисунок 3а, 3б).

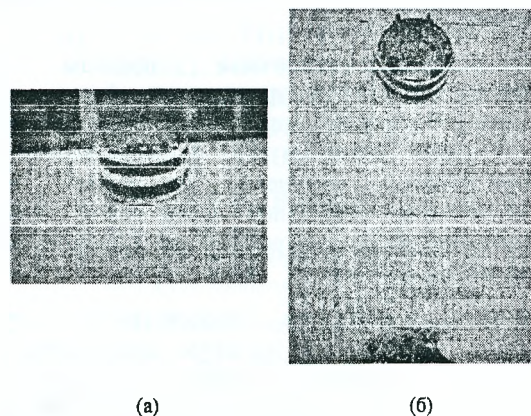


Рисунок 3 – Рабочая область изображения и пространства перед роботом.

Обрезка малоинформативных областей изображения заключается в отсечении 40% верхней части изображения и 10% нижней, которые подобраны экспериментально.

Полученное изображение имеющее размер 320 на 120 пикселей сжимается при помощи линейной интерполяции до размера 80 на 60 пикселей. Затем бинаризуется с помощью адаптивной пороговой бинаризации [Shafaita, 2008] (рисунок 4).



Рисунок 4 – Сжатие и бинаризация изображения

3. RAM-based сети

Низкие вычислительные мощности микроконтроллеров, используемых в мобильной робототехнике, накладывают ограничения на возможности обработки видео данных в реальном режиме. В данной работе представлена архитектура RAM-based нейронной сети, которая является видом ассоциативной памяти с произвольным доступом. Сеть имеет ряд применений для распознавания образов; например для распознавания лиц и букв. В работе [Yao, 2003] реализована система объезда препятствий на базе микроконтроллера 8051 с 512 байтами памяти. Робот обрабатывал данные восьми инфракрасных датчиков и успешно решал поставленную задачу избегания препятствий в режиме реального времени. Отличительной особенностью сети является простота обучения, тестирования, а так же низкие требования к памяти и вычислительным мощностям.

В основе работы сети лежит теория n – кортежей. Кортеж – это блок изображения определенного размера. Бинаризованное изображение шириной I_w и высотой I_h пикселей разбивается на кортежи, которые подаются на вход сети. Введем обозначение кортежа как T , а размер кортежа T_s . Тогда количество кортежей T_c изображения согласно формуле (1).

$$T_c = \frac{I_w * I_h}{T_s}, \quad (1)$$

Изображение, хранимое в памяти сети, называется дискриминатором [Yao, 2003]. Одна RAM-based нейронная сеть может хранить k дискриминаторов. Один дискриминатор состоит из T_c блоков памяти произвольного доступа (RAM), каждый размером T_s . В каждом из блоков хранится образ для сравнения с кортежем, получаемым из изображения, подаваемого на вход сети. Если поступающий образ совпадает с образом RAM – на выходе выдается 1, иначе 0.

Количество совпадений RAM с образами на i -м дискриминаторе, рассчитывается по формуле (2).

$$D_i = \sum_{j=1}^{T_c} (T_j \text{ and } RAM_i^j). \quad (2)$$

где T_j – j -й кортеж подаваемого на сеть изображения, – j -й блок памяти i -го дискриминатора.

Значение на выходе D_i сети является показателем соответствия входного изображения обученному образу. В частном случае, D_i – это количество совпавших кортежей образа и дискриминатора. Сеть не имеет весовых коэффициентов ассоциированных со связями.

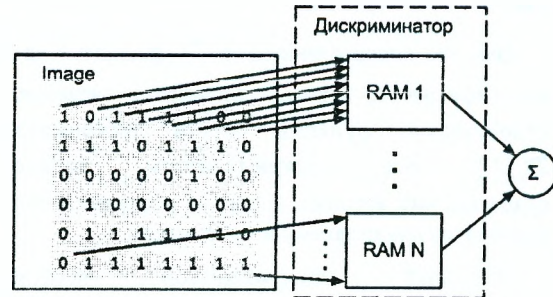


Рисунок 5 – Дискриминатор RAM-based сети, где $N=T_c$

Обучение сети производится методом прямого распространения сигнала. Начальные значения образов дискриминаторов равны нулю. Изображение разбивается на T_c кортежей, размером T_s каждый. Кортежи поступают на входной слой дискриминатора и сохраняются в постоянную память.

Для каждого хранимого образа сети, как правило, требуется меньше памяти (в зависимости от выбранного размера кортежа), чем размер используемого для распознавания. Размер памяти Z , необходимый для одной ячейки памяти RAM, согласно формуле (3).

$$Z = 2^{T_s}. \quad (3)$$

Размер памяти M необходимый для хранения изображения сети:

$$M = T_c * Z. \quad (4)$$

3.1. Архитектура RAM-based сети для детектирования паттерна

Архитектура сети применяемой для классификации изображения с целью определения сектора, в котором находится ведущий робот, приведена на рисунке 7. Сеть имеет $d=6$ дискриминаторов, каждому из которых соответствует свой сектор, в котором может находиться ведущий робот.

Распознавание метки заключается в определении класса дискриминатора соответствующего текущему изображению. Подаваемое на вход сети изображение подвергается обработке, разбивается на кортежи, сворачивается в дискриминатор и последовательно сопоставляется с каждым дискриминатором сети. Предварительно, сеть обучается, настраивая каждый дискриминатор для определения положения робота в отдельном секторе

изображения. Образ последовательно сравнивается с каждым из дискриминаторов, для каждого из которых рассчитывается количество срабатываний совпадений D_i по (6).

$$D_i = D_i^{\text{черные}} + D_i^{\text{остальные}} \quad (5)$$

Где, $D_i^{\text{черные}}$ и $D_i^{\text{остальные}}$ - это количество совпадений по чёрному и остальным кортежам соответственно, рассчитываемые по формуле (3) с учётом цвета кортежа.

Выходы дискриминаторов D_i подаются на вход классификатора, который оценивает значение D_i относительно функции порога дискриминатора $T_i(D_i)$. Все дискриминаторы, количество срабатываний которых попадает в диапазон порога, становятся кандидатами в победители.

Итоговый дискриминатор победитель определяется по максимуму количества срабатываний. Выходом классификатора является номер дискриминатора-победителя, которому соответствует сектор, в котором находится ведущий робот.



Рисунок 6 – Архитектура RAM-сети для определения сектора.

Описанный подход распознавания ведущего робота на основе RAM-based нейронной сети позволяет определить ориентировочно расстояние: близко или далеко и направление лево-центр-право. Расстояние близко означает, что ведущий может располагаться на расстоянии от 25 до 45 см, далеко – от 45 до 70 см.

4. Обучение RAM-based сети

4.1. Обучение Ram-based сети

Обучение сети заключается в создании дискриминаторов для каждого из секторов. Размер сектора равен усредненному размеру паттерна ведущего робота. Количество секторов, где может находиться робот, определяется относительными размерами паттерна и рабочей областью изображения. В данной работе один дискриминатор содержит один образ паттерна. Обучающие образы подаются на вход сети, которая запоминает их в соответствующих дискриминаторах. Изображения, используемые в качестве основы для обучающих образов, приведены на рисунке 7. На рисунке 8 показаны обучающие образы после предобработки. Обучающие образы отражают эталонное положение ведущего робота относительно ведомого.

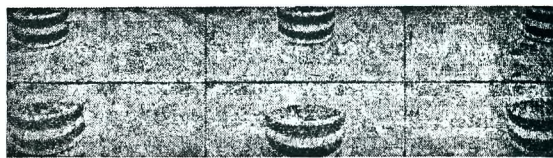


Рисунок 7 - Паттерны для обучения сети



Рисунок 8 – Паттерны после предобработки

Следовательно, если это же изображение будет подано на вход сети, количество совпадений на i -м дискриминаторе будет максимальным. Поэтому, во время обучения на дискриминаторе запоминается $D_i^{\text{черн max}}$ - количество совпадений по чёрному цвету, и $D_i^{\text{остальные max}}$ - количество срабатываний по остальным. Конкретные значения этих величин зависят от размера кортежа T_k .

4.2. Расчет порога Ram-based сети

Предыдущие работы авторов [Yao, 2003] основывают выбор дискриминатора-победителя по количеству совпадений образов RAM. Простое определение сектора положения лидера на основе дискриминатора победителя в данной работе не представляется возможным из-за неравнозначности размера графической метки робота в дальних и ближних секторах. Ближние сектора содержат паттерн большего размера, и количество срабатываний в ближних секторах будет выше по фону. Следовательно, требуются разные пороги для разных секторов.

Для устранения сбоев введены пороги для каждого из дискриминаторов сети. Значение порогов получены исходя из средневзвешенной суммы результатов срабатывания дискриминатора соответствующего класса (формула 5).

Допустим, на вход сети подается произвольное изображение с роботом в позиции, попадающей в один из секторов. Если изображение близко к эталонному, то количество срабатываний будет стремиться к соответствующим значениям $D_i^{\text{черн max}}$ и $D_i^{\text{остальные max}}$.

Если положение робота отличается, то количество срабатываний будет соответственно уменьшаться. Суть задания пороговой функции в том, что бы определить, при каких значениях $D_i^{\text{черные}}$ и $D_i^{\text{остальные}}$. Метка считается распознанной, если значение количества срабатываний соответствующего дискриминатора попало в допустимый порог.

Для определения порога дискриминатора использовалась выборка положений робота по

секторам. Ведущий робот $P_i=20$ раз ставился в каждый сектор.

По каждому изображению, для каждого из дискриминаторов высчитывалось срабатываний по полностью чёрным паттернам, и по всем остальным. Нижний порог i -го дискриминатора для чёрных и белых совпадений определяется, метом k -минимальных ближайших соседей.

$$T_i^{c\min} = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k D_i^c(t). \quad (6)$$

где, $T_i^{c\min}$ - это нижняя граница порога дискриминатора для цвета $c \in$ (чёрный, остальные). k - количество нижних соседей участвующих в расчете нижней границы порога.

Пороговая функция определяется следующим образом:

$$F_i(D_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } T_i^{c\min} \leq D_i \leq T_i^{c\max} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (7)$$

После определения порогов сеть считается рабочей и готова к детектированию. В таблице 1 отображены внешние параметры сети, используемые в данной работе при настройке и обучении сети.

Таблица 1 - Внешние параметры сети

Параметр	Обозначение	Значение
Размер изображений.	ширина I_w высотой I_h	Подбирается эмпирически
Количество обученных дискриминаторов в сети.	D	6
Размер кортежа.	T_s	Подбирается эмпирически
Размер дискриминатора	T_c	Рассчитывается по (2)
Порог бинаризации.	T_b	Подбирается эмпирически
Нижняя граница дискриминатора D_i^c по цвету c .	$T_i^{c\min}$	Обучение, формула (7)
Верхняя граница дискриминатора D_i^c по цвету c .	$T_i^{c\max}$	
Количество значений в обучающей выборке для расчета порога.	K	Определяется эмпирически $0 < i \leq P_i$

5. Детектирование

Проведем M экспериментов детектирования с истинными и ложными целями. Целью экспериментов ставится определение качества детектирования при рассчитанных значениях порогов при заданном размере кортежа, а так же определение оптимального размера кортежа для детектирования метки.

Будем обозначать количество образов с ведущим роботом как P (от *positive*), и количество образов с ложными целями как N (от *negative*). Тестовая выборка состоит $M=60$ образов, случайно подаваемых на вход сети. Количество образов с ведущим роботом $P=30$, где на каждом образе ведущий робот случайным образом расположен в некотором секторе. Ложные образы делятся на 3 группы по 10 штук ($N=30$), где на каждом из образов в случайной позиции находится ложный предмет прямоугольной, квадратной или круглой формы.



Рисунок 9 – Оригинальные и бинаризованные примеры ложных образов разных категорий.

Целью разработки алгоритма детектирования паттерна робота является получение классификатора с наибольшей вероятностью обнаружения атак TPR (*true positive rate*) при приемлемом уровне ложных срабатываний FPR (*false positive rate*). Результаты тестирования сведены в таблицу 2 и 3.

Таблица 2 - Таблица оценок срабатываний для распознавания графической метки робота в зависимости от размера кортежа.

Выход сети	Эталонный выход сети	Размер кортежа				
		2	4	6	8	10
True	Positive	19	21	21	29	30
True	Negative	15	17	13	2	0
False	Positive	15	13	17	28	30
False	Negative	11	9	9	1	0

Таблица 3 - Характеристики и результаты детектирования

Описание	Размер кортежа,				
	2	4	6	8	10
ACC	0.57	0.63	0.56	0.52	0.5
TPR	1	0.7	0.7	0.97	1
FPR	0.5	0.43	0.56	0.93	1
FNR	0.37	0.3	0.3	0.33	0
TNR	0.5	0.57	0.43	0.67	0

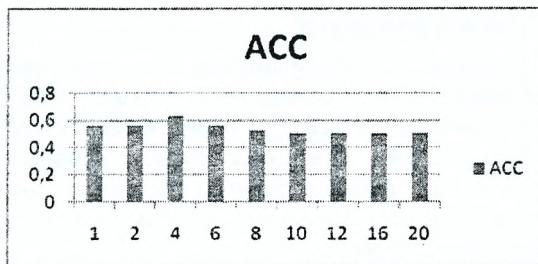


Рисунок 10 – точность классификации для всех тестируемых размеров кортежей

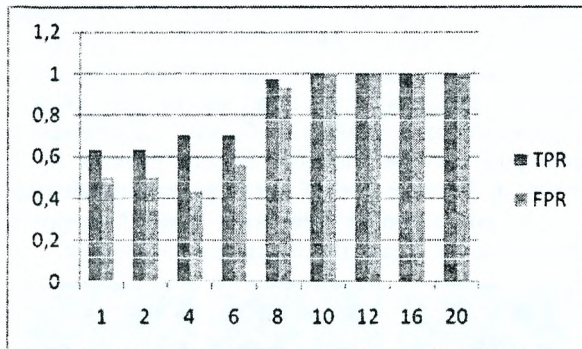


Рисунок 11 - Зависимость TPR/FNR от размера кортежа

Исходя из рассчитанных параметров, оптимальный размер кортежа для детектирования равен 4 (рисунок 10 и 11).

Заклучение

В данной работе было показано применение RAM-based сетей для распознавания положения и дальности ведущего робота по графическому паттерну. Обученная RAM-based сеть хранит характеристические особенности паттерна в разных секторах относительно ведомого робота. Предобработанное изображение подается на вход RAM-based сети, которая по количеству совпадений в дискриминаторах определяет в каком секторе находится паттерн. Порог срабатывания дискриминаторов сети индивидуальным образом характеризует необходимую степень схожести для распознавания паттерна в данном секторе.

Основным преимуществом применения RAM-based сетей для распознавания графических меток является снижение вычислительных ресурсов, что позволяет применять данное решение на платформах с низкой производительностью. Эффективность работы системы обусловлена предобработкой изображения, выбором размера кортежа. Основные отличия данного подхода от других, это малые вычислительные ресурсы, простота обучения сети и простота тестирования сети.

Библиографический список

- [Caprari, 2000] G. Caprari, K. O. Arras и R. Siegwart, «The autonomous miniature robot alice: from prototypes to applications» в In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'00) - 2000.
- [Haverinen, 2005] J. Haverinen, M. Parpala и J. Rning, «A miniature mobile robot with a color stereo camera system for swarm

robotics research.» в IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2005), Barcelona, Spain - 2005.

[Yao, 2003] Q. Yao, D. Beetner, D. Wunsch II и B. Osterloh, «A RAM-Based Neural Network for Collision Avoidance in a Mobile Robot.» Neural Networks, Proc. of IEEE International Joint conference – 2003, pp. 3157-3160 vol. 4.

[Gupta, 2009] M. Gupta, J. Das, M. Vieira, H. Heidarsson, H. Vathsangam и G. Sukhatme, «Collective Transport of Robots Emergent Flocking from Minimalist Multi-robot Leader-following» в IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems - 2009

[Shafaita, 2008] F. Shafaita и др., Efficient Implementation of Local Adaptive Thresholding Techniques Using Integral Images // Document Recognition and Retrieval XV San Jose, CA | January 27, 2008

APPLICATION RAM-BASED NETWORK FOR SWARM ROBOTICS DETECTION

Demin V.V.*, Kabush A.S.*, Dunets I.P.*,
Dunets A.P.*, Golovko V.A*.

*Brest State Technical University, Brest, Republic of Belarus

spas@gmail.com

anton.kabush@gmail.com

ipdunets@bstu.by

dunets@gmail.com

gva@bstu.by

In this paper we consider the problem of detection the graphic mark of leading robot in a leader following task. The detection method based on RAM-based is purposed. Trained RAM-based network keeps the features of a visual mark in different sectors regarding the slave robot. The network winner-discriminator will indicate the sector in which the leading robot present.

INTRODUCTION

In the task of following the leaders of the robot is required to form a pattern formation, in which each robot follows the previous followed, and the leader - a leader, or controlled by the operator or follows a predetermined path.

There are different approaches to the recognition of each other's robots: infrared sensors, light patterns, RFID-tags, computer vision, etc. In this paper, the recognition is based on the detection of the leading visual graphic tags attached to the body using a robot RAM-based neural networks.

The robots are equipped with a video system can obtain the minimum information about a group of nearby robots if robots is easy to detect by their features, patterns or light marks. The purpose of this paper is to develop recognition techniques leading robot that does not require enough computing power and immunity to interference in the environment.