Научно-практический электронный журнал
Оригинальные исследования (ОРИС), *ISSN 2222-0402*
www.ores.su
original-research.ru

УДК 004.896

РАЗРАБОТКА СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ЦЕЛИ ДВИЖЕНИЯ АВТОНОМНОГО ПОДВИЖНОГО ОБЪЕКТА

Винокуров Игорь Викторович
Кандидат технических наук, доцент кафедры «Системы обработки информации» Калужского филиала Московского Государственного Технического Университета им. Н.Э. Баумана (КФ МГТУ им. Н.Э. Баумана),
vinokurov_iv@mail.ru.

Аннотация

В системах управления движением малогабаритных автономных подвижных объектов (АПО) решаются две основные задачи – распознавание цели движения (цели поражения) и вычисление рассогласования параметров пространственного расположения объекта с программными параметрами его поисковой траектории. Эти две задачи могут быть решены в едином нейросетевом базисе и, как следствие, реализованы на искусственных нейронных сетях. Эффективность решения этих задач является вполне приемлемой для большинства типов малогабаритных АПО. Однако для целей движения АПО со сложной геометрией, характеризующихся достаточно большим количеством значимых признаков, более эффективным подходом к реализации решения основных задач является использование свёрточных нейронных сетей, позволяющих существенно повысить эффективность системы управления АПО в целом.

Ключевые слова: управление движением, автономный подвижный объект, свёрточная нейронная сеть.

DEVELOPMENT OF A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR RECOGNITION OF THE PURPOSE OF MOTION OF AN AUTONOMOUS MOVING OBJECT

Igor V. Vinokurov
Candidate of Technical Sciences, Associate professor of Information Processing Systems Department of Kaluga Branch of Bauman Moscow State Technical University (KB BMSTU),
vinokurov_iv@ mail.ru.

ABSTRACT

In motion control systems of small-sized autonomous mobile objects (AMO), two main tasks are solved – recognition of the target of movement (target of destruction) and the calculation of the mismatch of the parameters of the spatial location of the object with the program parameters of its search trajectory. These two tasks can be solved in a single neural network basis and, as a result, implemented on artificial neural networks. The efficiency of solving these problems is quite acceptable for most types of small-sized AMO. However, for the purposes of the movement of AMOs with complex geometry, characterized by a sufficiently large number of significant features, a more effective approach to the implementation of the solution of basic problems is the use of convolution neural networks, which can significantly increase the efficiency of the AMO control system as a whole.

Keywords: motion control, autonomous moving object, convolution neural network

Введение

Определению навигационных и кинематических параметров в бесплатформенных инерциальных навигационных системах (БИНС) автономных пилотных объектов (АПО), используемых для организации его движения по заданной поисковой траектории, сопутствует задача распознавания цели поражения.

Реализация всей системы управления движением АПО может быть осуществлена в единой нейросетевой базе, поскольку задача распознавания является типичной задачей для обучаемых нейронных сетей, а возможность, и определённая эффективность использования формируемых нейронных сетей для решения задачи определения и кинематических и навигационных параметров в БИНС АПО, была показана автором этой статьи в работах [1-3].

Если к движению АПО по заданной поисковой траектории не предъявляется особых требований по точности [4-7], то цель его поражения должна быть распознана как можно точнее. Одним из современных и уже доказавшую свою эффективность подходов повышения точности распознавания является использования свёрточных нейронных сетей (СНН), способных выявить глубинные признаки объекта [8]. Уровень глубины является варьируемым для СНН и именно от него и от параметров свёрточных слоёв зависит точность распознавания объекта и, в конечном итоге, эффективность использования АПО.

В статье рассматривается формирование СНН для распознавания цели поражения определённого типа. Исследуется эффективность работы СНН для различного количества свёрточных слоев и их параметров. Приводятся результаты исследования относительной погрешности распознавания цели движения АПО для различных вариантов её пространственного расположения. Определяются дальнейшие направления исследований.

Основная часть

Цель поражения малогабаритного АПО выбирается системой управления его движением по наличию необходимых признаков в полученном изображении. До определённого уровня развития АПО и их систем управления, к основным признакам относились контуры целей, по которым тем или иным образом формировались эталонные

входные образы для обучения нейронной сети. После появления СНН, определенный научный и практический интерес стало представлять использование характерных признаков целей и их комбинаций [8, 9].

В качестве признаков цели поражения АПО вполне естественно будет выбрать особенности её контура. Следует отметить тот факт, что и характерные фрагменты отражённого от цели поражения электромагнитного сигнала также могут являться её признаками. Поскольку теоретически таких признаков может быть относительно много, то возникает необходимость в выявлении их необходимого набора, достаточного для распознавания цели поражения АПО с заданной точностью. Все признаки цели предполагается разделять по значимости. Значимые признаки представляют собой наиболее характерные особенности контура цели поражения (рис. 1).

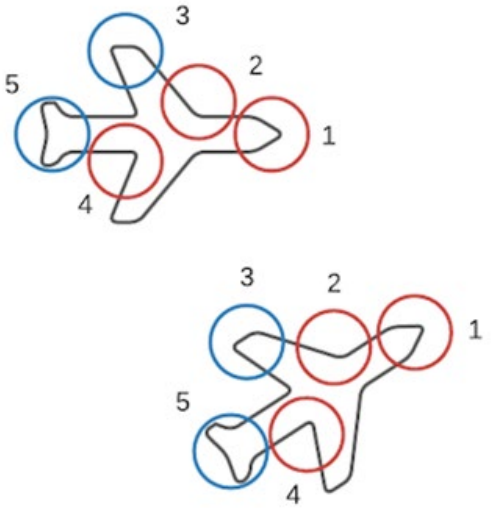

Рисунок 1. Контуры цели поражения АПО и её признаки

Учитывая отмеченное выше, разработка СНН для распознавания цели поражения АПО будет заключаться в выборе набора основных признаков цели, формировании ядра свёртки для каждого из признаков, добавлении, в случае необходимости, субдискретизирующих слоёв с целью упрощения СНН и экспериментальном выборе количества свёрточных слоёв, выявляющих глубинные закономерности признаков объекта распознавания.

В результате проведённых экспериментальных исследований была выбрана СНН, состоящая из нескольких свёрточных блоков – по одному на каждый из значимых признаков. Блок содержит слой свёртки из неполносвязных свёрточных нейронов, ReLU-нелинейность и субдискретизирующий слой пуллинга, состоящий из объединяющих нейронов [8, 9]. Собственно распознавание цели движения АПО по её признакам реализует полносвязная нейронная сеть.

Обобщённая структура СНН для распознавания цели поражения АПО по её признакам приведена на рисунке 2. Слои 1 и 3 на этом рисунке являются свёрточными, 2 и 4 – слои пуллинга, слой 5 представляет собой полносвязную нейронную сеть.

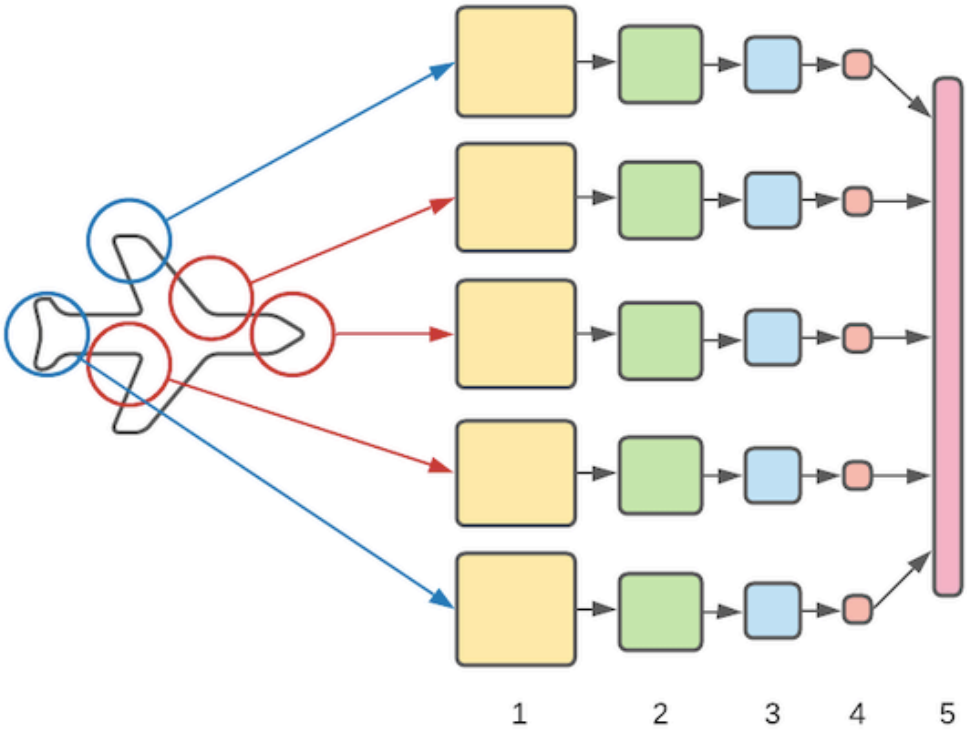

Рисунок 2. Структура свёрточной нейронной сети

Процесс выбора значимых признаков цели остаётся во многом эвристическим.

Точность распознавания цели движения АПО зависит в основном от работы свёрточных слоёв и слоя пуллинга 2. Ядра свёртки этих слоёв были сформированы в результате теоретических и последующих экспериментальных исследований. Слои пуллинга 2 и 4 используются для уменьшения числа входных каналов полносвязной нейронной сети. Агрегирующие функции этих слоёв – $F(x) = \mathrm{avrg}(x)$и$F(x) = \max(x)$ соответственно.

Математическое исследование модели СНН осуществлялось с использованием библиотеки глубокого обучения PyTorch [11] для нескольких десятков изображений целей с различным масштабом и пространственным расположением.

Результаты математического моделирования распознавания цели движения АПО в зависимости от различных параметров свёрточных слоёв приведены на рисунках 3-8.

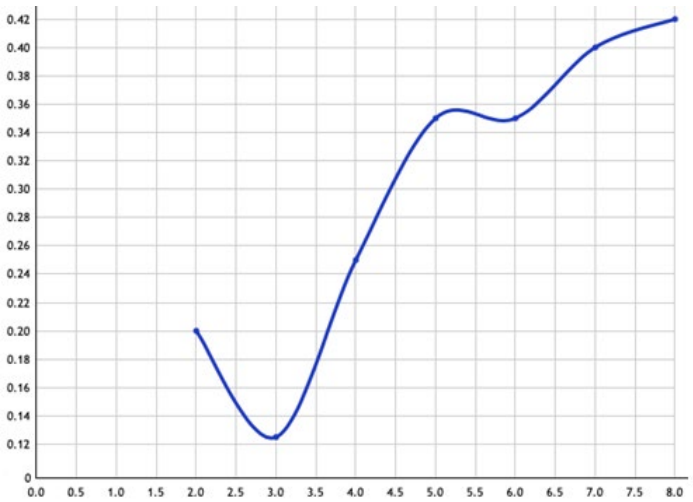

Рисунок 3. Зависимость относительной погрешности распознавания цели (в %) от величины ядра свёртки 1-го слоя (параметр – kernel-size)

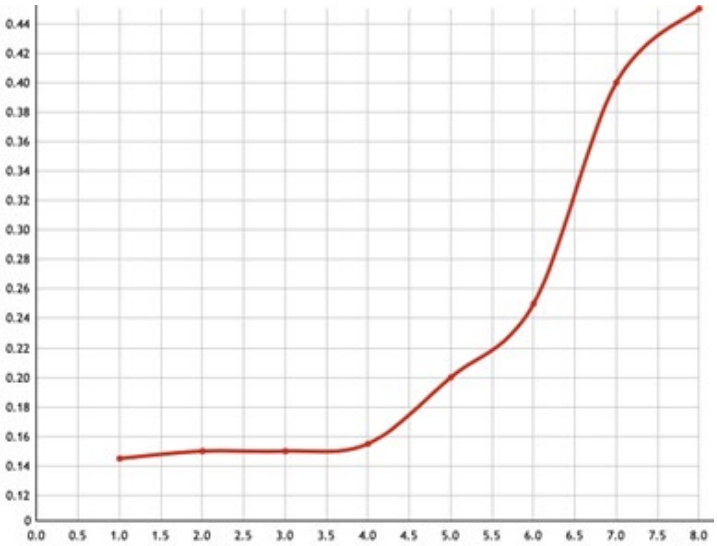

Рисунок 4. Зависимость относительной погрешности распознавания цели (в %) от величины размера шага окна свёртки 1-го слоя (параметр – stride)

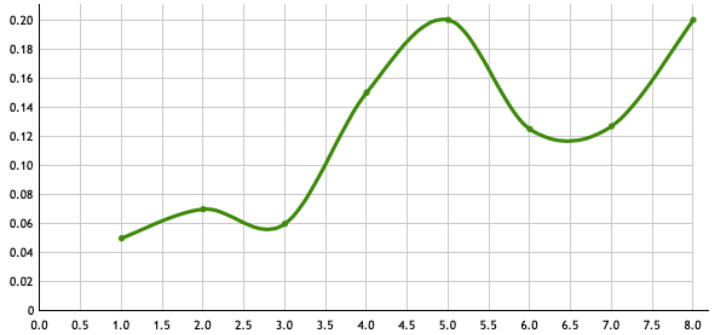

Рисунок 5. Зависимость относительной погрешности распознавания цели (в %) от количества добавленных пикселей в 1-й слой (параметр – padding)

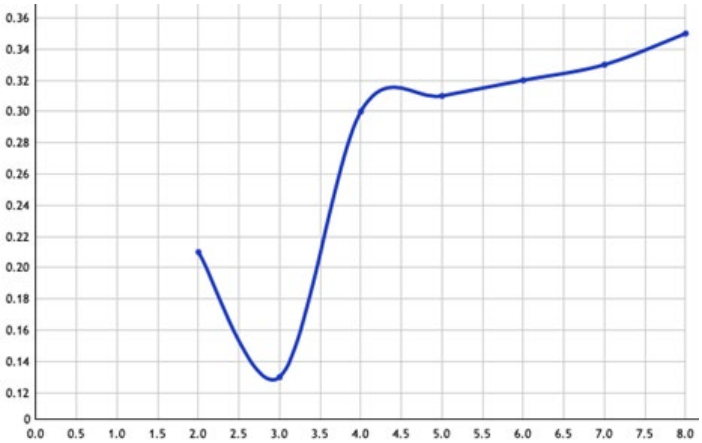

Рисунок 6. Зависимость относительной погрешности распознавания цели (в %) от величины ядра свёртки 3-го слоя (параметр – kernel-size)

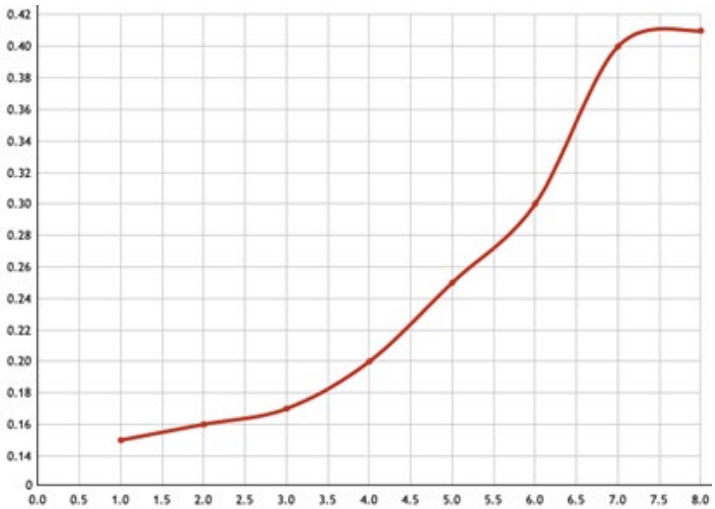

Рисунок 7. Зависимость относительной погрешности распознавания цели (в %) от величины размера шага окна свёртки 3-го слоя (параметр – stride)

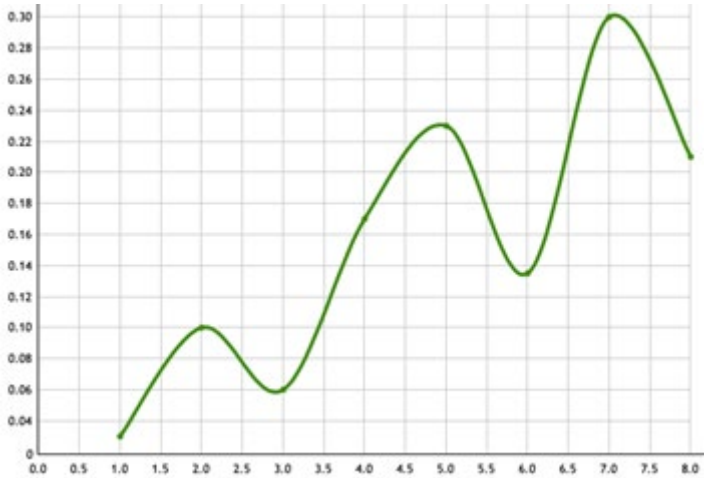

Рисунок 8. Зависимость относительной погрешности распознавания цели (в %) от количества добавленных пикселей (параметр – padding)

В результате проведённых математических исследований, параметры слоёв СНН, структура, которой приведена на рисунке 2, позволяющие реализовать приемлемую точность распознавания цели движения АПО, были выбраны следующими (табл. 1).

Таблица 1. Параметры слоёв СНН

№ слоя	kernel-size	stride	padding	$F(x)$
1	3×3	2	1	
2	3×3			$\mathrm{avrg}(x)$
3	3×3	1	1	
4	2×2			$\max(x)$

Результирующая точность распознавания цели поражения АПО полносвязной нейронной сетью – 5-й слой СНН, приведена на рис. 9.

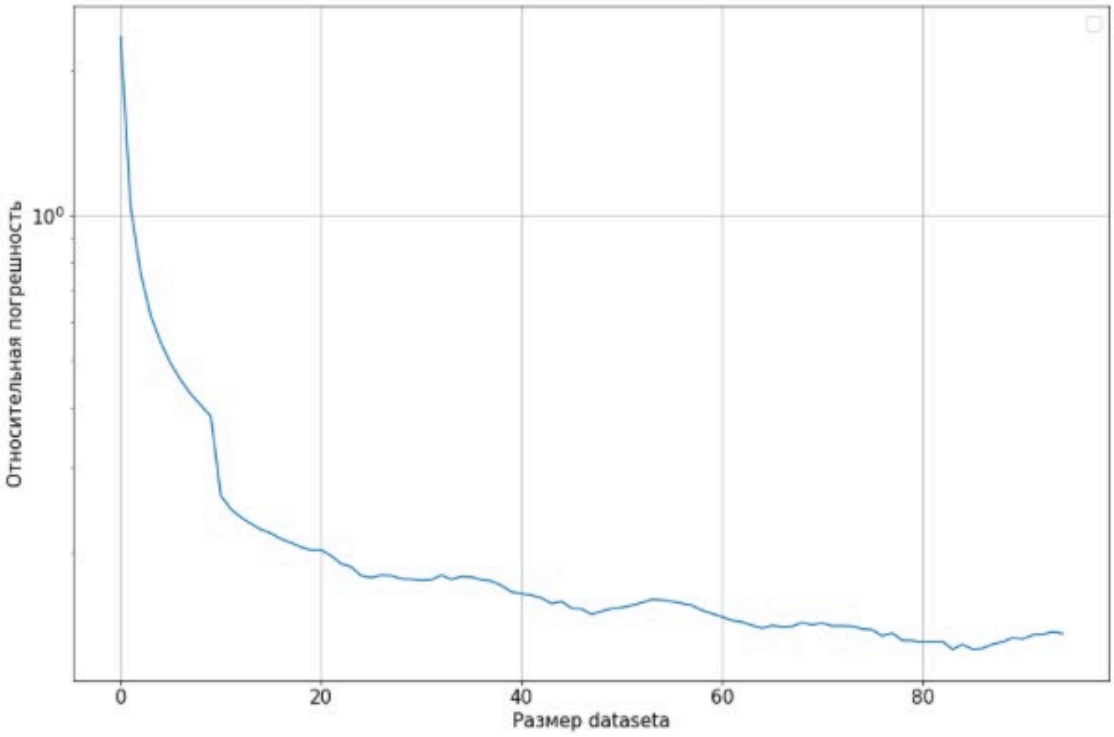

Рисунок 9. Погрешности распознавания цели (в %) в зависимости от количества её эталонных изображений

Заключение

В результате проведенных исследований была предложена организация СНН для распознавания цели движения малогабаритного АПО по значимым фрагментам контура цели. Проведены теоретические и экспериментальные исследования работы СНН в зависимости от параметров её сверточных и субдискретизирующих слоев и количества значимых признаков цели.

Дальнейшее направление исследований, заключается в добавлении дополнительных сверточных слоёв, учитывающих особенности отражённого от цели поражения поискового электромагнитного сигнала.

Список литературы:

1. Винокуров, И.В. Синтез искусственной нейронной сети для интегрирования кинематических уравнений в параметрах Родрига-Гамильтона [Текст] / И.В. Винокуров // "Инновации и инвестиции". – 2018.– № 1. – С. 144-147.
2. Винокуров, И.В. Исследование точности нейросетевых вычислений кинематических параметров Родрига-Гамильтона [Текст] / И.В. Винокуров // "Южно-Сибирский научный вестник". – 2019. № 3 (27). – С. 63-66.
3. Винокуров, И.В. Организация нейросетевых вычислений навигационных параметров в бесплатформенных инерциальных системах [Текст] / И.В. Винокуров, В.А. Раевский //"Южно-Сибирский научный вестник". – 2021. № 1 (35). – С. 61-65.
4. Бранец, В.Н., Применение кватернионов в задачах ориентации твёрдого тела [Текст] / В.Н. Бранец, И.П. Шмыглевский. – М.:Наука, 1973.– 320с.
5. Ишлинский, А.Ю. Ориентация, гироскопы и инерциальная навигация [Текст] / А.Ю. Ильшанский.– М.: Наука, 1976.– 670 с.
6. Лебедев, Р.К. Стабилизация летательного аппарата бесплатформенной системой инерциальной навигации [Текст] / Лебедев Р.К. – М.: Машиностроение, 1977. – 144 с.
7. Онищенко, С.М. Применение гиперкомплексных чисел в теории инерциальной навигации. Автономные системы [Текст] / С.М. Онищенко. – Киев: Наук. Думка, 1983. – 208 с.
8. Свёрточные нейронные сети. [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://postnauka.ru/video/66872
9. Алгоритмы компьютерного зрения на основе свёрточных нейронных сетей. [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://nnov.hse.ru/data/2018/09/29/1156640581/lecture2_CNN.pdf
10. Матричные фильтры обработки изображений. [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://unick-soft.ru/article.php?id=39
11. PyTorch. From Research to Production. [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://pytorch.org

References:

1. Vinokurov, I.V.,"Synthesis of an artificial neural network for the integration of kinematic equations in the Rodrigues-Hamilton parameters", Innovations and Investments,no. 1. pp. 144-147, 2018.
2. Vinokurov, I.V., "Research of the accuracy of neural network computing kinematic parameters of Rodrigues-Hamilton", South-Siberian Scientific Bulletin, no. 3 (27). p. 63-66, 2019.

3. Vinokurov, I.V., and V.A. Raevsky, “Organization of neural network calculations of navigational parameters in free-form inertial systems”, South-Siberian Scientific Bulletin, no. 1 (35). pp. 61-65, 2021.
4. Branets, V.N., and I.P. Shmyglevsky Application of quaternions in problems of rigid body orientation. – M: Nauka, 1973. – 320 p.
5. Ishlinsky,A.Yu. Orientation, gyroscopes and inertial navigation. – M: Nauka, 1976. – 670 p.
6. Lebedev R.K. Stabilization of the aircraft by a strapdown inertial navigation system. – M: Mashinostroenie, 1977. – 144 p.
7. Onishchenko S.M. Application of hypercomplex numbers in the theory of inertial navigation. Autonomous systems. – Kiev: Science. Dumka, 1983. – 208 p.
8. Convolution neural networks. The access mode: https://postnauka.ru/ video/66872
9. Computer vision algorithms based on convolutional neural networks. The access mode: https://nnov.hse.ru/data/2018/09/29/1156640581/lecture2_ CNN.pdf
10. Matrix filters for images processing. The access mode: https://unick-soft.ru/article.php?id=39
11. PyTorch. From Research to Production. The access mode: https:// pytorch.org