

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СНИЖЕНИЯ НАГРУЗКИ НА КАНАЛ СВЯЗИ БЛА-НПУ

© 2016 г. Е.А. ГОРОХОВА, Д.С. ЧИРОВ

Московский технический университет связи и информатики
e-mail: gorochovakatya@mail.ru

Беспилотные летательные аппараты (БЛА) рассматриваются в современном мире в качестве инструмента мониторинга земной поверхности и картографирования. В результате анализа существующих летательных аппаратов и вариантов их практического применения [1] было установлено, что 97% из них предназначено для задач мониторинга и картографирования местности.

Применение комплексов с БЛА предпочтительно или необходимо при выполнении задач, характеризующихся: большой продолжительностью полета, повышенной опасностью и сложностью (например, в областях, подвергшихся радиационному, химическому или биологическому заражению, в районах стихийных бедствий и других труднодоступных местах). Широкое распространение беспилотные системы получили главным образом за счет того, что для БЛА могут быть существенно расширены диапазоны эксплуатационных перегрузок и увеличена продолжительность выполнения задания, которые у пилотируемых аппаратов ограничены физиологическими возможностями экипажа, а также благодаря своей мобильности, скорости и меньшим затратам на выполнение поставленной задачи.

Для получения информации о местности на беспилотный летательный аппарат устанавливается оптико-электронная система, которая может включать в себя несколько видов сенсоров: видимого, инфракрасного и тепловизионного диапазонов длин волн. Оптико-электронная система размещается непосредственно в корпусе аппарата и жестко связана с его конструкцией, либо устанавливается с использованием гиросtabilизированных платформ, которые обеспечивают поворот оптических осей устройств [2].

Вся информация с оптико-электронных систем БЛА передается на наземный пункт управления (НПУ), где она используется с целью оценки оператором состояния территории мониторинга, наличия разыскиваемого объекта в поле зрения визоров и т.д. Существуют различные варианты организации канала связи БЛА-НПУ, скорость передачи данных в канале колеблется от 1 до 20 Мбит/с и зависит от назначения аппарата и типа полезной нагрузки. Однако зачастую передаваемые данные не несут в себе полезной информации, и их передача создает большую нагрузку на канал связи. Помимо этого, условия передачи сигнала осложняются условиями среды распространения сигнала, погодными условиями, городской застройкой и большим радиусом действия беспилотных летательных аппаратов.

Развитие современных перспективных технологий обработки информации позволяет организовать принятие решений о наличии определенных классов объектов в поле зрения оптической системы БЛА на борту аппарата и передавать на НПУ изображения, несущие только полезную информацию. За счет передачи меньшего объема информации будет происходить снижение нагрузки на канал связи с БЛА.

Для реализации алгоритма распознавания объектов предлагается использовать нейросетевые технологии. Нейронные сети – одно из направлений исследований в области искусственного интеллекта, который основан на попытках смоделировать нерв-

ную систему человека, а именно способность к обучению и исправлению ошибок. Нейронные сети уже длительное время успешно используются для задачи распознавания образов. Например, для решения задачи распознавания лиц применялись нейронные сети различных архитектур [4], в том числе многослойные перцептроны [5]. В работе [6] представлен алгоритм неокогнитрона для распознавания лиц на базе высокопроизводительной архитектуры графических процессоров с использованием технологии CUDA.

Первой, успешно применяемой на практике нейронной сетью можно считать перцептрон. Впоследствии теория перцептронов стала отправной точкой для развития нейронных сетей. Однако сравнение многослойного перцептрона, широко используемого для решения разнообразных задач, и реального мозга очень условно. Использование классических нейронных сетей для распознавания изображений затруднено, как правило, большой размерностью вектора входных значений нейронной сети, большим количеством нейронов в промежуточных слоях и, как следствие, большими затратами вычислительных ресурсов на обучение и вычисление сети. Сверточным нейросетям в меньшей степени присущ описанный выше недостаток.

Учитывая поразительные способности мозга по анализу изображений, можно сделать предположение, что максимально эффективной будет структура, в определённой степени имитирующая работу зрительной системы человека.

Исследования зрительной системы Д. Хьюбела и Т. Визела [8] позволили лучше понять строение зрительной коры и подтолкнули к использованию этих знаний в нейронных сетях. Основные идеи, которые были использованы – это локальность зон восприятия и деление нейронов по функциям внутри одного слоя. Первую сеть на основе этих идей создал Кунихика Фукусима. Она получила название когнитрон (Fukushima, 1975). Позже, в 1980 году, он создал более продвинутую сеть – неокогнитрон, состоящую из нескольких слоев, являющихся комбинацией простых и сложных нейронов. Как и когнитрон, неокогнитрон использует самоорганизацию в процессе обучения. От слоя к слою сохраняется общий принцип обучения – выделяются факторы, характерные для множества входных сигналов. Обучение соответствует процедуре выделения полного набора факторов.

Оба образца являются многоуровневыми иерархическими сетями, организованными аналогично зрительной коре, в то же время неокогнитрон более соответствует модели зрительной системы. Следовательно, неокогнитрон является намного более мощной парадигмой с точки зрения способности распознавать образы независимо от их преобразований, вращении, искажений и изменений масштаба.

Альтернатива обучению без учителя – это обучение с учителем. Так, можно не ждать, пока сеть сама выделит статистически устойчивые формы, а говорить ей, что за объект предъявляется, и требовать соответствующего обучения. Наиболее значительных результатов в таком обучении добился Ян ЛеКун (Y. LeCun and Y. Bengio, 1995) [6]. Он показал, как можно использовать метод обратного распространения ошибки для обучения сетей, архитектура которых схожа с архитектурой неокогнитрона. Разработанный им тип нейронных сетей получил название сверточных сетей.

Свёрточная нейронная сеть (англ. Convolutional neural network, CNN) — специальная архитектура искусственных нейронных сетей нацеленная на эффективное распознавание изображений, входит в состав технологий глубокого обучения (англ. Deep learning). Ниже отметим основные достоинства сверточных сетей:

- один из лучших алгоритмов по распознаванию и классификации изображений, обладающий относительной устойчивостью к повороту и сдвигу распознаваемого изображения;
- по сравнению с полносвязной нейронной сетью (типа перцептрона) — гораздо меньшее количество настраиваемых весов, так как одно ядро весов используется целиком для всего изображения, вместо того, чтобы делать для каждого пикселя входного изображения свои персональные весовые коэффициенты. Это подталкивает нейросеть при обучении к обобщению демонстрируемой информации, а не попиксельному запоминанию каждой показанной картинке, как это делает перцептрон;

- удобное распараллеливание вычислений, а, следовательно, возможность реализации алгоритмов работы и обучения сети на графических процессорах.

К недостаткам сверточных сетей можно отнести:

- архитектура свёрточной нейронной сети по большей части пригодна только для распознавания изображений, что для данной задачи не является недостатком;

- много варьируемых параметров сети, изменение которых существенно влияет на результат. Существует несколько выверенных и прекрасно работающих конфигураций сетей, а для новых задач выбор параметров чаще всего осуществляется эмпирическим путем.

Сверточная сеть обучается по методу обратного распространения ошибки, в процессе которого на вход сети подаются изображения из обучающего множества, с известным выходом сети. Этот метод обучения и его модификации является наиболее простым и популярным способом обучения [3]. После прямого прохождения вычисляется разность между требуемым и фактическим выходом сети, а затем, в процессе обратного распространения, происходит корректировка весов с целью минимизации ошибки. Несмотря на широкую распространенность и применяемость, метод обучения с обратным распространением ошибки имеет свои проблемные вопросы:

- паралич сети: случай, когда значения весов сети в результате коррекции принимают очень большие значения, в результате чего процесс обучения практически замирает;

- локальные минимумы: случай, когда сеть в результате обучения попадает не в самый глубокий из возможных минимумов поверхности ошибки.

Анализ различных нейросетевых архитектур показал, что бортовой алгоритм распознавания целесообразно реализовывать на базе сверточных сетей, так как эта модель лучшим образом приспособлена для работы с изображениями и показала наилучшие результаты при распознавании образов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Беспилотные летательные аппараты мира / В.Ю. Барковский, Л.П. Милованова, под ред. Н.Н. Новичкова. – М.: Информационное агентство АРМС-ТАСС. – 2013 г. – 462 с.
2. *Ростопчин В.В., Дмитриев М.Л.* / Применение цифровых оптических систем для беспилотных летательных аппаратов [Электрон.ресурс] – Режим доступа: www.usav.ru/articles/opteq_uav.pdf, свободный.
3. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.: ил. – Парал. тит. англ.
4. *Rowley H.A., Baluja S., and Kanade T.* "Neural network-based face detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 20, pp. 23-38., January 1998
5. *Juell P. and Marsh R.* A hierarchical neural network for human face detection, *Pattern Recog.* 29, pp. 781-787, 1996.
6. *Gustavo Poli, José Hiroki Saito, João F. Mari, Marcelo R. Zorzan* Processing Neocognitron of Face Recognition on High Performance Environment Based on GPU with CUDA Architecture – 20th International Symposium on Computer Architecture and High Performance Computing, 2008. – pp. 81-88
7. *LeCun Y. and Bengio Y.* (1995). Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series, in *Arbib, M. A.*, editor, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. MIT Press.
8. *Hubel D.* Vision and the Brain – *Bulletin of the American Academy of Arts and Sciences*, Vol. 31, No. 7 (Apr., 1978), pp. 17-28.