

# ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТИ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ АСТРОНОМИЧЕСКОЙ НАВИГАЦИИ МЕТОДАМИ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

**В.А. Галкин**

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН*

Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65

E-mail: [galckin.vsevolod@gmail.com](mailto:galckin.vsevolod@gmail.com)

**А.В. Макаренко**

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН*

Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65

E-mail: [avm.science@mail.ru](mailto:avm.science@mail.ru)

**Ключевые слова:** астрономическая навигация, глубокая сверточная нейронная сеть, оценивание параметров.

**Аннотация:** В работе продемонстрирована возможность решения задачи прямого оценивания географических координат неподвижного наблюдателя располагающегося на Земле, на основе единственного изображения звездного неба и трех параметров, определяющих условия съемки: время; угол места и азимутальный угол линии визирования. Оригинальность предложенного подхода заключается в использовании глубокой сверточной нейронной сети. Ее применение позволяет отказаться от итерационных и поисковых алгоритмов и не требует хранения звездного каталога.

## 1. Введение

В широком смысле, астрономическая навигация – это комплекс методов для определения, на основе сведений о положениях светил на небе, навигационных параметров объекта. Применяется для определения курса и навигационных координат наземных объектов, а также для определения положения подвижных аппаратов, в том числе космических. Астронавигация наземных объектов позволяет определять компоненты географических координат: широта  $\phi$ , долгота  $\lambda$ .

Система астрономической навигации, как правило, состоит из следующих компонент: датчиков для слежения за звездами (обычно применяют радиосекстанты, фотосекстанты [1] и звездные датчики [2], звездный канал зачастую дополняют солнечным, для возможности работы в случае, если близко к полю зрения системы попадает солнце); хронометра; вычислительного блока, в котором функционируют, как минимум, следующие алгоритмы: идентификация звезд (при использовании звездных датчиков), вычисление координат светил; собственно вычисления координат носителя системы.

Типовые параметры звездных датчиков: масса 1.7-4.5 кг; угол поля зрения (в градусах)  $8 \times 8-20 \times 20$ ; частота обновления информации 0.3-10 Гц, предельная фиксируемая звездная величина 6-7.5; разрешение изображений  $512 \times 512-1024 \times 1024$  пикселей [2]. Из современных звездных каталогов возможно выделить Hipparcos, Tycho-1 и Tycho-2, самым полным из них является Tycho-2. Его параметры: объем данных  $\approx 1$  ГБ; число объектов 2 539 913; коэффициент полноты 99 % объектов; предельная звездная величина – до 11.0 [3].

Основные подходы, применяемые для идентификации звезд: алгоритм сравнения подобных треугольников; алгоритм сравнения межзвездных угловых расстояний [4]. Базовые методы вычисления координат светил: аналитический метод; выборка из так называемых ежегодников (в них выполнены предвычисления) [1]. Основные методы вычисления координат носителя навигационной системы: графические (по сеткам изолиний); графо-аналитический (обобщенный способ линий положений (градиентов), по двум точкам (хорды)), аналитический (прямое аналитическое решение (решение систем уравнений изолиний и решение сферических треугольников) и итерационные методы (метод Ньютона и метод последовательного вычисления координат точек изолиний)) [1, 5, 6].

Следует отметить широко известные системы астронавигации: STELLA [7] – точность 30 метров; CosmoGator [8] – точность 25 метров.

Система астрономической навигации может применяться самостоятельно, но обычно она интегрируется с другими навигационными системами, как-то: магнитными, корреляционно-экстремальными, инерциальными. Особенно ценная связка систем получается в последнем случае, так как инерциальной системе свойственно накопление ошибок с течением времени [9]. В этом случае, как правило, объединение оценок от различных систем производится через фильтра Калмана [10].

Для ряда приложений, системы астрономической навигации представляют интерес как альтернатива спутниковой и/или радио-навигации, в связи с тем, что последние подвержены возможности намеренной деградации их характеристик и/или стороннего искажения сигнала. В сравнении с этими системами, астрономическая навигация обладает информационной автономностью, что является важным фактором. В тоже время системы астрономической навигации в сравнении со спутниковой обладают рядом существенных недостатков, в их числе: более низкая точность; накладываемые погодные и временные ограничения (навигационные сумерки). Для устранения указанных недостатков исследователями и разработчиками предлагаются различные решения: для снижения зависимости от погодных условий и улучшения видимости горизонта – использование звездных датчиков (применение искусственного горизонта ночью и инфракрасного диапазона наблюдения днем) [2], радиосекстантов [1]; для повышения точности – увеличение количества наблюдений и обработка измерений по методу наименьших квадратов [11].

Из представленного выше следует, что разработка альтернативных подходов и методов обработки информации в системах астрономической навигации, повышающих тактико-технические характеристики последних, представляет собой актуальную задачу.

В настоящей работе была исследована возможность решения задачи астрономической навигации методами глубокого обучения [12], а конкретно – глубокими сверточными нейронными сетями. В итоге были получены положительные результаты.

## 2. Постановка задачи и исходные данные

В рамках проводимого исследования была поставлена задача получения прямых оценок географических координат неподвижного наблюдателя располагающегося на Земле, на основе единственного изображения звездного неба и трех параметров, определяющих условия съемки: время; угол места и азимутальный угол линии визирования (в горизонтальной системе координат небесной сферы).

Задача решалась на синтетическом наборе данных, сгенерированном виртуальным планетарием Stellarium версии 0.18.1. Данное программное обеспечение описывает реальное движение космических объектов и обладает всеми требуемыми качествами, для получения адекватных данных. На снимках отображались только звезды (до 6-й зв. величины включительно), иные объекты глубокого космоса и объекты Солнечной Системы – были отключены. Также отсутствовала атмосфера.

Параметры изображения звездного неба: поле зрения –  $20 \times 20$  градусов; размер –  $160 \times 90$  пикселей; палитра – приведена к ч/б виду. Тренировочный и тестовый наборы данных включают по 20 435 766 и 3 290 742 изображений, соответственно. Оба набора покрывают географические координаты в интервалах (градусы):  $[-90, 90]$  – по широте и  $[-180, 180]$  – по долготе, с шагом 5 и 9 градусов, соответственно. Датасет сформирован в суточном диапазоне  $[0, 24]$  часа, с шагом 15 и 30 минут, соответственно для обучающего и тестового наборов. Таким образом, учитывается только суточное вращение Земли, которое корректно описывает перемещение только звезд на небосводе. Так как при генерации изображений объекты Солнечной системы были отключены, то такое упрощение, на начальном этапе работы, вполне корректно и позволяет существенно уменьшить объем датасета.

Направление линии визирования варьировалось в диапазонах (градусы):  $[0, 90]$  – угол места и  $[0, 360]$  – азимут, с шагом 1.25 и 1.35 градусов, соответственно. Величины шагов были подобраны таким образом, чтобы снимки имели пересечение  $\approx 20\%$ .

## 3. Эксперимент

Оценитель географических координат синтезировался в виде искусственной нейронной сети прямого распространения. При его проектировании использовались следующие стандартные слои [12]:

1. Conv2d – слой двумерной свертки, с ядрами размерностей  $5 \times 5$  и  $3 \times 3$ .
2. MaxPooling2D – слой двумерного пулинга, с параметрами пулинга  $4 \times 4$  и  $2 \times 2$ .
3. BatchNormalization – слой регуляризации.
4. Dense – полносвязный слой.

Конфигурационно, оценитель состоит из двух нейросетей, имеющих схожую структуру. Первая сеть используется для предсказания широты, вторая – долготы. Подобное разделение сделано с целью упрощения анализа получаемых результатов и для облегчения процесса обучения сетей. Сети для вычисления широты и долготы имеют по 33 скрытых слоя, по 263 589 и 263 594 обучаемых параметров, соответственно.

На вход обеих нейросетей подается изображение, размером  $160 \times 90$  пикселей, отметка времени, и два угла направления линии визирования. На выходе, одна из нейросетей формирует нормированную оценку широты  $\phi \in [0, 1]$ , другая – две декартовы псевдокоординаты  $(x, y)$ , которые через преобразование:

$$x = \cos \lambda, \quad y = \sin \lambda,$$

связаны с нормированной оценкой долготы  $\lambda \in (-\pi, \pi]$ . Подобное преобразование введено для решения проблемы «гринвичского меридиана»: при  $\delta \rightarrow 0$  истинная ошибка –  $d_\varphi(0 + \delta, 360 - \delta) \rightarrow 0$ , наивный расчет ошибки –  $d_L(0 + \delta, 360 - \delta) \rightarrow 360$ , а для нейросети при значениях долготы близких к 0 и 360 звездное небо по внешнему виду очень схожее.

При оценивании географических координат решалась задача регрессии. При обучении нейросетей использовалась loss-функция MAE:

$$L = \frac{1}{N_{\text{Tr}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{Tr}}} \|y_n - \tilde{y}_n\|,$$

где:  $N_{\text{Tr}}$  – размер обучающего множества;  $y$  – референсное значение;  $\tilde{y}$  – выход нейросети.

Для обучения всех сетей применялся фреймворк Keras [13] версия 2.2.1 поверх библиотеки tensorflow версии 1.1.1. Использовался оптимизатор Nadam со стандартным значением темпа обучения 0.02. Обучение велось в течении 20 эпох. Размер мини-батча 1024 образца.

Тестирование предобученного оценщика географических координат проводилось на тестовом множестве, которое не пересекается с обучающим (см. раздел 2.). В качестве меры ошибки бралась функция MAE. В таблице 1 приведено распределение ошибок по перцентилям  $q$  для широты и долготы. Следует отметить, что по долготе приведена истинная ошибка (см. выше о проблеме «гринвичского меридиана»).

Таблица 1. Распределение ошибок MAE по перцентилям. Тестовый датасет.

q, %	Широта		Долгота	
	Ошибка, град.	Ошибка, км	Ошибка, град.	Ошибка, км
0.5	0.0	0.0	0.0223	2.551
5.0	0.0	0.0	0.228	25.391
25.0	0.260	28.871	1.166	129.706
50.0	0.7225	80.340	2.519	280.103
75.0	1.391	154.707	4.525	503.217
95.0	3.0178	335.570	8.880	987.434
99.5	6.694	744.347	15.482	1721.552

## 4. Заключение

В работе представлен подход к сквозному решению задачи астронавигации на основе глубоких сверточных нейронных сетей. Показана возможность формирования навигационных оценок при прямой обработке изображений звездного неба. Подход

не требует реализации поисковых процедур в звездном каталоге и не требует наличия самого каталога. Нейросети, в которые «защиты» все необходимые данные имеют весьма компактный размер – порядка 1 МБ. Вычисление оценок координат требует порядка 10 млн. операций умножения. Отсутствует необходимость привязки к горизонту. Работа непосредственно с «сырыми» изображениями гарантирует оперативность функционирования системы.

Тем не менее, обученные в работе нейросети обладают весьма низкой точностью ( $\approx 280$  км по долготе по 0.5 квантилю), что не позволяет им конкурировать, на данном этапе, с системами класса STELLA [7], CosmoGator [8]. Но полученные решения, с учетом их положительных особенностей, возможно успешно применять в задачах быстрого холодного старта – предварительного позиционирования объекта без какой либо априорной информации о его местоположении. Следует также отметить, что основной задачей данного исследования являлось изучение принципиальной возможности прямого решения задачи астрономической навигации при помощи глубоких сверточных нейросетей. Повышение тактико-технических характеристик нейросетевого оценителя координат – это следующий этап работы. При этом ряд полученных результатов свидетельствуют о возможности существенного увеличения точности и эффективности представленного решения.

## Список литературы

1. Красавцев Б.И. Мореходная астрономия / Учебник для вузов. 3-е изд., перераб. и доп. М.: Транспорт, 1986. 255 с.
2. Дятлов С.А., Бессонов Р.В. Обзор звездных датчиков ориентации космических аппаратов // Всероссийская научно-техническая конференция «Современные проблемы определения ориентации и навигации космических аппаратов»: Сборник трудов / Редактор В.С. Корниленко. Таруса: ИКИ РАН, 2008. С. 11-32. ISSN 2075-6836
3. Цветков А.С. Руководство по работе с каталогом Tycho-2 / Учебно-метод. пособие. СПб., 2005. 132 с.
4. Гайворонский С.В., Руснин Е.В., Цодокова В.В. Идентификация звезд при определении астрономических координат автоматизированным зенитным телескопом // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2015. Т. 15, № 1. С. 22-29.
5. Zischka K.A. Astronavigation - A Method for Determining Exact Position by the Stars. Springer, 2018. 348 p.
6. Вульфович Б.А., Фогилев В.А. К вопросу о применении современных информационных технологий при астронавигационном определении места судна // Вестн. МГТУ: Труды Мурман. гос. техн. ун-та. 2008. Т. 11, № 3. С. 446-450.
7. Kaplan, G. (1999). New Technology for Celestial Navigation. U.S. Coast Guard Proceedings, March, 1999. P. 239-254.
8. Project Pulse: CosmoGator <https://athenavy.wordpress.com/2014/02/06/project-pulse-cosmogator>
9. Васильев П.В., Мелешко А.В., Пятков В.В. Повышение точности корректируемой инерциальной навигационной системы // Приборостроение. 2014. Вып. 12. С. 15-21.
10. Fokin L. Multisensor Data Fusion in Adaptive Astro-Satellite-Inertial Navigation System // IEEE SIBCON 2007. P. 22-28.
11. Watkins R., Janiczek P.M. Sight Reduction with Matrices // Journal of the Institute of Navigation. 1978. Vol. 25, No. 4. P. 447-448.
12. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016.
13. Chollet F., et al. Keras. <https://github.com/keras-team/keras>.