

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ КАРТ ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ПОЛЕЙ ЗЕМЛИ  
ДЛЯ ФИЗИЧЕСКОГО ПОЛИГОНА<sup>1</sup>

Амосов О.С., Амосова С.Г.

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия*  
osa18@yandex.ru, amosovasg@yandex.ru

*Аннотация.* Рассмотрена возможность построения для навигации беспилотных аппаратов нейросетевых пространственных моделей магнитного и гравитационного полей Земли, а также моделей поверхностных полей высот или батиметрических данных дна водоема. Показана возможность построения на основе их объединения нейросетевой модели мультигеофизического поля. Приведен иллюстрирующий пример.

*Ключевые слова:* беспилотный аппарат, навигация, геофизическое поле, цифровая карта, нейросетевая модель.

**Введение**

Актуальной проблемой сегодняшнего дня для беспилотных аппаратов (БА) является метод навигации по геофизическим полям (ГФП) в случае невозможности использования спутниковых и других радиотехнических средств измерений [1–3]. Особенно это касается подводных БА. Задача навигации по геофизическим полям является одной из самых сложных задач, с которыми приходится сталкиваться на практике при обработке навигационной информации. Благодаря стабильности составляющих магнитного и гравитационного полей Земли в локальной местности, создаются благоприятные условия для применения геофизических полей Земли для осуществления навигации беспилотных аппаратов на ограниченной местности [4, 5].

Основная цель автономной навигации беспилотного аппарата заключается в выполнении двух ключевых задач: создании карты местности и определении местоположения аппарата на этой карте. Эффективное управление БЛА требует наличия точной карты и возможности отслеживания текущих координат положения аппарата, а также маршрута его перемещения.

Существует неоднозначность термина "карта". Она может быть представлена в различных измерениях: 2D, 2.5D, 3D, и включать в себя разнообразные элементы, такие как точки для описания траекторий или геометрии пространства, ячейки для обозначения свободных и занятых зон. Использование топологических карт, где объекты сгруппированы по определенным признакам, также вносит свой вклад в разнообразие подходов. Это разнообразие может, как облегчить, так и усложнить процесс решения задачи автономного перемещения беспилотного аппарата.

Поэтому основной акцент в работе сделан нами на возможности построения моделей поверхностных полей высот или батиметрических данных дна водоема, пространственных моделей гравитационного и магнитного полей Земли и на их основе – пространственной модели мультигеофизического поля, с использованием машинного обучения и нейросетевой технологии для аппроксимации цифровых карт указанных полей. Использование указанных технологий позволит повысить быстродействие бортовой обработки навигационной информации и значительно сократить объем памяти для представления точных карт местности.

**1. Постановка задачи**

**Необходимо** для выбранного ограниченного физического полигона создать:

- цифровые модели высотной и батиметрической карт, карт гравитационного и магнитного полей Земли;
- на основе созданных карт создать цифровую карту мультигеофизического поля ограниченного физического полигона;

<sup>1</sup>Работа проводилась при поддержке гранта РФФИ № 24-29-00671, <https://rscf.ru/project/24-29-00671/>

- для всех созданных цифровых карт сгенерировать нейросетевые модели карт с использованием нейронных сетей для аппроксимации цифровых карт.

## 2. Создание цифровых карт геофизических полей Земли

### 2.1. Краткое описание геофизических полей Земли

Геофизические поля Земли бывают двух видов: поверхностные и пространственные [4, 5].

Рельеф земной поверхности определяет поверхностное поле. Поле рельефа земной поверхности характеризуется взаимным расположением высот, т.е. перепадами местности относительно какого-либо уровня. Перепады местности носят геометрический смысл,

Для подводных и надводных БА используется батиметрическая карта дна водоема. Батиметрические данные о морском дне могут быть получены с помощью многолучевого гидролокатора. Для наземных и воздушных объектов используется карта высот. Данные о высоте точек рельефа земной поверхности могут быть получены от высотомеров, радиолокаторов.

Из пространственных полей будем рассматривать магнитное (МПЗ) и гравитационное (ГПЗ) поля Земли. В отличие от поверхностных полей пространственные являются глобальными, зависят от трех координат (зависят от высоты) и измерять параметры этих полей можно только в точке, где находится датчик [5]. Информативной для навигации является аномальная составляющая, определяемая в основном неоднородностью земной коры по плотности для ГПЗ и по проводимости для МПЗ, что, в сущности, и определяет стабильность и помехозащищенность этих полей.

Измеряемыми параметрами пространственных полей являются [5]:

- для МПЗ – модуль вектора магнитной индукции и составляющие вектора (северная, восточная и вертикальная);
- для ГПЗ – 1-е производные гравипотенциала (3 компоненты ускорения силы тяжести) и 2-е производные гравипотенциала (9 компонент градиента силы тяжести).

Системы навигации и наведения по пространственным полям можно разделить на системы с [5]:

- навигацией по модулю вектора магнитной индукции;
- навигацией и наведением по вектору магнитной индукции;
- навигацией по аномалиям силы тяжести;
- навигацией и наведением по градиентам силы тяжести.

В магнитометрических системах навигации используются инерциальная навигационная система (ИНС), магнитометр, баровысотометр и компьютер с бортовой базой картографических данных.

Погрешности съемок для цифровых моделей геомагнитного поля составляют от 3 до 40 нТл и более [5].

В гравиметрических системах навигации используются ИНС, гравиметр, гравивариометр, баровысотометр, компьютер с бортовой базой с гравиданными.

Для цифровых карт (моделей) параметров ГПЗ среднеквадратическая погрешность определения высоты квазигеоида, аномалии силы тяжести и составляющих уклонения отвесной линии составляют 0,1–0,3 м, 5–7 мГал и 0,5–2 угловых секунд соответственно [5].

### 2.2. Цифровые карты геофизических полей Земли

Понятие "карта" в контексте автономной навигации действительно имеет множество интерпретаций и может быть представлено в различных формах. Вот более подробное описание различных типов карт:

2D-карты: обычно представляют собой плоские изображения окружающей среды, где каждая точка соответствует определенной позиции в реальном мире. Они могут быть полезны для задач, где высота объектов не играет роли.

2.5D-карты: эти карты добавляют элемент высоты к 2D-картам, что позволяет представить неровности поверхности, такие как холмы и ямы.

3D-карты: они предоставляют полное трехмерное представление пространства, включая высоту, ширину и глубину, что идеально подходит для сложных сред и для БА, которые перемещаются в трех измерениях, например, летательные аппараты.

Карты на основе точек: Описывают пространство с помощью множества точек, которые могут представлять траектории движения или ключевые особенности окружающей среды.

Карты на основе ячеек: Разделяют пространство на сетку ячеек, каждая из которых может быть помечена как свободная, занятая или неизвестная.

Топологические карты: Представляют пространство с помощью узлов и ребер, где узлы могут представлять определенные объекты или места, а ребра – связи между ними.

Каждый из этих подходов имеет свои преимущества и недостатки и может быть выбран в зависимости от конкретных требований задачи и характеристик окружающей среды. Разработчики систем автономной навигации должны тщательно выбирать тип карты, который наилучшим образом соответствует их целям и условиям работы БА.

Существуют готовые базы данных рельефа земной поверхности и морского дна, гравитационного поля Земли и магнитного поля Земли. Это общедоступная база батиметрических данных мирового океана GEBCO\_2019 [6] с пространственным разрешением 15 угловых секунд. База данных гравитационного поля Земли основана на данных о гравитационных аномалиях, опубликованных Европейским космическим агентством с пространственным разрешением 2 минуты [7]. Данные о магнитном поле Земли основаны на данных о градиенте магнитного поля EMM2017 [8] с пространственным разрешением 0,6 минуты и составлены на основе спутниковых, морских, аэромагнитных и наземных магнитных исследований.

Можно построить карту гравитационного поля с помощью модели EGM 2008 [9].

Учитывая их разное разрешение, пространственное разрешение баз данных слияния может быть унифицировано, например, методом билинейной интерполяции [10].

В качестве средств визуализации карты используются пакеты Gazebo и Rviz, которые являются частью пакета Robot Operating System. Gazebo позволяет моделировать физические свойства беспилотного аппарата, показания различных датчиков и т. д. Rviz позволяет создавать виртуальную модель аппарата и визуализировать показания датчиков, карты, маршруты, изображения с камеры. Также существуют такие программы, как Unity, Unreal Engine, позволяющие создать 3D карты реалистичной среды с заданными ограничениями параметров и оценивать время, затрачиваемое на планирование глобальных маршрутов движения [11].

Модели управления группами беспилотных аппаратов в сложных неопределенных трехмерных средах [12] могут быть предварительным этапом для натуральных экспериментов и позволять имитировать непосредственные сигналы, подаваемые на органы движения БА. При этом модельные среды позволяют симулировать более сложные ситуации, чем лабораторные эксперименты, и использовать количество БА, ограниченное только вычислительными мощностями установки. Использование имитационных моделей позволяет оценивать ограничения, возникающие в ходе движения БА в реальной среде, такие как погрешности локализации аппаратов [13] или информационное обеспечение БА в процессе картографирования окружающей среды [14].

### 3. Создание нейросетевых моделей геофизических полей Земли

#### 3.1. Обоснование нейросетевой аппроксимации цифровых карт

Аппроксимацию поверхностей и пространственных полей на картах можно выполнять с помощью методов машинного обучения и нейронных сетей.

Рассмотрим двухслойную (один скрытый и один выходной слою) нейронную сеть с  $n$  входами и одним выходом. Структура данной сети проста и в то же время часто применяется на практике. Каждый  $i$ -й нейрон ( $i = \overline{1, m}$ ) скрытого слоя имеет  $n$  входов, которым приписаны весовые коэффициенты  $w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{ni}$ . Получив входные сигналы, нейрон суммирует их с соответствующими весами, затем применяет к этой сумме функцию активации и подает результат на вход нейрона выходного слоя. Нейрон выходного слоя суммирует полученные от скрытого слоя сигналы с весами  $v_i, i = \overline{1, m}$ . Будем считать, что в качестве функций активации скрытого слоя используются сигмоидальные функции, а выход сети будет являться суммой взвешенных выходов скрытого слоя.

Подавая на входы сети любые числовые значения  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , мы получаем на выходе значение некоторой функции  $y = F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , которое является ответом (реакцией) сети. Очевидно, что ответ сети зависит и от входного сигнала и от значений весов нейронов. Точный вид этой функции имеет вид:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^m v_i \sigma \left( \sum_{j=1}^n x_j w_{ji} \right),$$

где  $\sigma(s)$  – функция активации нейронов скрытого слоя.

В 1957 году выдающийся советский математик А.Н. Колмогоров доказал знаменитую теорему [15], которая послужила математической основой нейронных сетей. Теорема показывает

принципиальную возможность реализации сколь угодно сложных зависимостей с помощью относительно простых конструкций типа нейронных сетей. Спустя время, в 1989 году были достигнуты значимые для практики результаты в этом направлении [16–18], которые были описаны следующей теоремой:

*Существуют число  $m$ , набор чисел  $w_{ij}$  и набор чисел  $v_i$  такие, что функция*

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^m v_i \sigma \left( \sum_{j=0}^n x_j \cdot w_{ij} \right) \text{ приближает данную функцию } F(x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ с погрешностью не}$$

*более  $\xi$  на все области определения, где  $\xi > 0$  – сколь угодно малое число, означающее точность аппроксимации.*

Как видно данная формула полностью совпадает с выражением, полученным для функции, реализуемой нейронной сетью. В терминах теории нейронных сетей эту теорему можно сформулировать следующим образом: любую непрерывную функцию нескольких переменных можно с любой точностью реализовать с помощью двухслойной нейронной сети с достаточным количеством нейронов в скрытом слое.

Сравнение качества работы нейросетевого алгоритма аппроксимации осуществляется на основе критерия вычисляемой среднеквадратической ошибки.

Достоинствами неросетевых моделей цифровых карт является их быстроедействие при вычислении в реальном времени и малый объем памяти для хранения, что весьма важно при навигации автономных БА.

### 3.2. Мультикарта геофизических полей

Идея использования мультигеофизической БД и объединения использования трех геофизических полей состоит в их взаимном дополнении друг друга.

Мультигеофизическая база данных представляет собой слияние нескольких геофизических полей для их совместного использования. Такая мультикарта включает: высотную (батиметрическую) БД, БД магнитного и БД гравитационного полей Земли. Учитывая их разное разрешение, пространственное разрешение базы данных слияния возможно за счет использования их нейросетевых моделей.

### 3.3. Использование нейросетевой модели карты при комплексировании информации

Точность использования цифровой карты геофизического поля местности зависит от степени достоверности и детальности, которую получают с помощью измерительных систем и устройств.

Так, например, для формирования эталонной карты рельефа местности информацию получают от радиолокаторов, установленных на ИСЗ; аэросъемки местности; детальных топографических карт и других источников информации. Чем выше разрешающая способность измерительного средства, тем более подробной будет эталонная карта местности (ЭКМ) и тем выше потенциальная точность, которую она может обеспечить [19].

Однако при большой протяженности маршрута, для которого составляется эталонная карта, и большой детальности последней требуется большой объем памяти бортового компьютера. Поэтому при выборе параметров ЭКМ исходят из компромисса между требуемой точностью и объемом памяти системы. Один из таких компромиссных подходов заключается в том, что в качестве основного навигационного средства используется система счисления пути, а цифровая карта служит для коррекции этой системы на отдельных участках траектории движения объекта [19].

Другим предлагаемым нами подходом для обеспечения требуемой точности при использовании цифровой карты в любой точке местности является использование нейросетевой аппроксимации цифровых карт геофизических полей. Это позволяет снизить огромный объем памяти, занимаемый картой, за счет машинного обучения с учителем, которое занимает значительное время, но проводится в режиме off-line и до использования ГФП в процессе движения. А в режиме реального времени on-line в процессе движения БА тривиально вычисляются значения параметров ГФП по соответствующим «нейросетевым» картам  $\phi^K(\bullet)$ , в точке пространства, определяемой координатами ИНС по выражению [20]

$$\mathbf{Y}^K = \phi^K(\mathbf{X}^{HC}) + \Delta \mathbf{Y}^K, \quad (2)$$

где  $\Delta \mathbf{Y}^K$  – ошибка, вызванная картографированием и нейросетевой аппроксимацией.

Внешний датчик обеспечивает измерения некоторого геофизического поля (параметра)  $l$ , которые могут быть представлены в виде:

$$\mathbf{Y}^D = \phi^K(\mathbf{X}) + \Delta \mathbf{Y}^D, \quad (3)$$

где  $\Delta \mathbf{Y}^D$  – погрешность измерений датчика.

Задача заключается в том, чтобы, располагая набором измерений  $\mathbf{Y}^D$ , получить оценки погрешностей ИНС  $\hat{\Delta \mathbf{X}}^{НС}$ , с использованием которых можно было бы уточнить показания ИНС.

#### 4. Пример реализации нейросетевой модели для поля рельефа

Рассмотрим простейший пример нейросетевой модели для поля рельефа земной поверхности. На рис. 1а представлена модель цифровой карты ограниченного физического полигона размером 1000 x 1000 м и дискретностью 10 м. На рис. 1б представлена нейросетевая модель, полученная путем аппроксимации цифровой карты с использованием двухслойной нейронной сети с одним скрытым слоем [21].

Число нейронов в скрытом слое выбирается так, чтобы получить необходимую точность аппроксимации. В рассматриваемом примере выбран распространенный способ измерения точности нейронной сети: в качестве метрики оценки функциональной корректности (характеристики точности) выбрана средняя квадратичная ошибка (mean squared error, mse)  $D$

$$D = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (y_k - \tilde{y}_k)^2,$$

где  $K$  – размер выборки,  $y_k$  – фактическое значение данных,  $\tilde{y}_k$  – прогнозируемое значение данных.

При количестве нейронов в скрытом слое 25, значение  $D$  составляет около 3,6 для 50 эпох обучения нейронной сети по алгоритму байесовской регуляризации (рис. 1в). В скрытом слое нейронной сети используется сигмоидальная функция активации, а в выходном слое – линейная.

Для точных детальных карт и карт больших территорий геофизических полей могут быть использованы глубокие нейронные сети [22].

В качестве глубоких нейронных сетей для оценивания состояния динамических систем могут рассматриваться сети со сверточными и рекуррентными слоями, рекуррентная сеть долгой краткосрочной памяти (англ. Long Short-Term Memory, LSTM), управляемых рекуррентных блоков (англ. Gated Recurrent Units, GRU) [22].

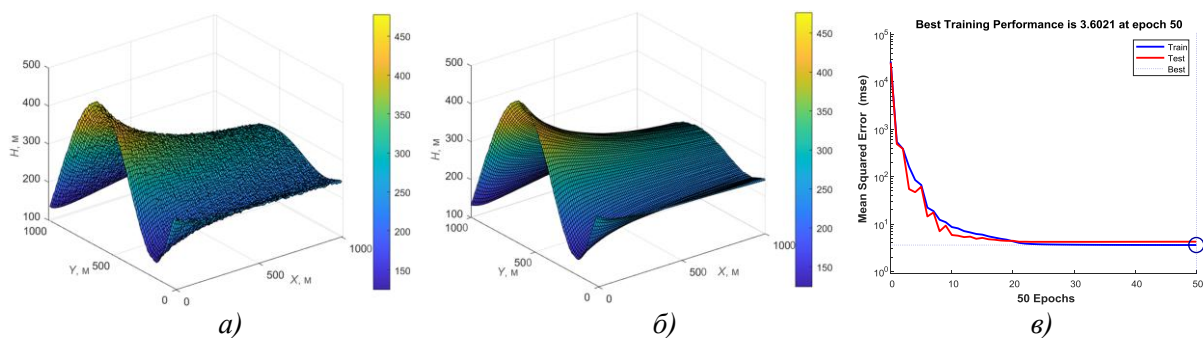


Рис. 1. Модели для поля рельефа: а – цифровая модель; б – нейросетевая модель; в – mse

#### 5. Заключение

Рассмотрена возможность построения для навигации беспилотных аппаратов нейросетевых пространственных моделей магнитного и гравитационного полей Земли, а также моделей поверхностных полей высот или батиметрических данных дна водоема. Показана возможность построения нейросетевой модели мультигеофизического поля на основе объединения геофизических магнитного и гравитационного полей и поля рельефа для их взаимного дополнения друг друга. Приведен иллюстрирующий пример нейросетевой модели для поля рельефа земной поверхности.

## Литература

1. Степанов О.А., Торопов А.Б. Методы нелинейной фильтрации в задаче навигации по геофизическим полям. ЧАСТЬ 1. Обзор алгоритмов // Гироскопия и навигация, 2015. – №3(90). – С. 102-125.
2. Степанов О.А., Торопов А.Б. Методы нелинейной фильтрации в задаче навигации по геофизическим полям. ЧАСТЬ 2. Современные тенденции развития // Гироскопия и навигация, 2015. – № 4(91). – С. 147-159.
3. Stepanov O.A., Amosov O.S., Toropov A.B. Comparison of Kalman-type Algorithms in Nonlinear Navigation Problems for Autonomous Vehicles // Proceedings of the 6th IFAC Symposium Autonomous Vehicles. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline). – Toulouse, France, September 3-5, 2007. – Vol. 6. – Iss. PART 1. – P. 493-498.
4. Белоглазов И.Н., Джанджгава Г.И., Чигин Г.П. Основы навигации по геофизическим полям. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1985. – 328 с.
5. Джанджгава Г.И., Герасимов Г.И., Августов Л.И. Навигация и наведение по пространственным геофизическим полям // Известия ЮФУ. Технические науки, 2013. – № 3 (140). – С. 74-84.
6. General Bathymetric Chart of the Oceans [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.gebco.net/> (дата обращения 18.06.2024).
7. European Space Agency [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://eo-virtual-archive1.esa.int> (дата обращения 18.06.2024).
8. Enhanced Magnetic Model (EMM) [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.ngdc.noaa.gov/geomag/EMM/> (дата обращения 18.06.2024).
9. Степанов О.А., Васильев В.А., Торопов А.Б. Решение задачи навигации по геофизическим полям с учетом изменчивости погрешностей корректируемой навигационной системы // XXIX Санкт-Петербургская международная конференция по интегрированным навигационным системам. Санкт-Петербург: АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2022. С. 60–65
10. Li Z.Y., Yu H.P., Shen T.Sh., Li Zh.H. Segmented Matching Method of Multi-Geophysics Field SLAM Data Based on LSTM // 2020 3rd IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS), 2020. – P.6.
11. Моторин Д.Е. Исследование полимодельного комплекса системы планирования движения гетерогенной группы автономных роботов в условиях пространственно-ситуационной неопределенности // Робототехника и техническая кибернетика, 2019. – 7(4). – С. 291-299.
12. Пшихопов В.Х. Групповое управление движением мобильных роботов в неопределенной среде с использованием неустойчивых режимов. – Текст: непосредственный / В.Х. Пшихопов, М.Ю. Медведев // Труды СПИИРАН. – (2018). – 5(60). – 39-63.
13. Зенкевич С.Л. Движение группы мобильных роботов в строю типа «конвой» – теория, моделирование и эксперимент. – Текст: непосредственный / С.Л. Зенкевич, Хуа Чжу, Цзяньвень Хо // Четвертый всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ-2017), Казань, 05-06 октября 2017 г. – С. 136-147.
14. Сапрыкин Р.В. Алгоритмы информационного взаимодействия интеллектуальных мобильных роботов при картографировании внешней среды функционирования. – Текст: непосредственный / Р.В. Сапрыкин // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2015. – С. 164-174.
15. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения // Докл. АН СССР. – 1957. – Т.114. – № 5. – С. 953-956.
16. Cybenko G. Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function // Mathematical Control Signals Systems, 1989. –Vol. 2. – pp. 303-314.
17. Funahashi K.-I. On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks // Neural Networks, 1989. – Vol.2, Iss.3. – pp. 183-192.
18. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators // Neural Networks, 1989. – Vol.2, Iss.5. – pp. 359-366.
19. Котенко П.С., Закирьянов А.Г. Бортовые вычислительные комплексы навигации и самолетовождения: учебное пособие. – Уфа: УГАТУ, 2019.
20. Amosov O.S., Amosova S.G. The Concept of Joint Navigation and Communication for a Heterogeneous Group of Autonomous Uncrewed Vehicles Located in Different Environments // Proceedings of the 15th International Conference Management of Large-Scale System Development (MLSD), – Moscow: IEEE, 2022.
21. Stepanov O.A., Amosov O.S. The Comparison of the Monte-Carlo method and neural networks algorithms in nonlinear estimation problems // 9th IFAC Workshop "Adaptation and Learning in Control and Signal Processing", ALCOSP'2007. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline). – Saint Petersburg, 2007. – Vol. 9. Issue PART 1. – P. 392–397.
22. Амосов О.С., Амосова С.Г. Оптимальное оценивание с использованием глубоких нейронных сетей применительно к навигации и управлению движением / Материалы 32-й конференции памяти выдающегося конструктора гироскопических приборов Н.Н. Острякова (Санкт-Петербург, 2020). – СПб.: ГНЦ РФ АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2020. – С. 160-164.