

УДК 629.7.051

DOI: <http://dx.doi.org/10.20535/2219-3804182018123440>

Л. М. Рыжков¹, профессор, д.т.н., С. Л. Федорченко², бакалавр

НЕЙРОСЕТЕВАЯ АПРОКСИМАЦИЯ МАГНИТНОГО ПОЛЯ ЗЕМЛИ В АЛГОРИТМЕ ОРИЕНТАЦИИ ТЕЛА

En

The use of neural networks in the problem of determining the orientation of moving objects is investigated. The main attention is paid to the approximation of the Earth's magnetic field in order to simplify the algorithm for processing infor-

¹ НТУУ «Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського», кафедра приладів та систем керування літальними апаратами

² НТУУ «Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського», факультет авіаційних і космічних систем

mation from the magnetometer. It is shown that the approximation of the earth's magnetic field by a neural network substantially simplifies the calculator practically at the same accuracy of calculations.

Ua Досліджується використання нейронних мереж в задачі визначення орієнтації рухомих об'єктів. Основну увагу приділено апроксимації магнітного поля Землі з метою спрощення алгоритму обробки інформації з магнітометра. Показано, що апроксимація магнітного поля Землі нейронною мережею суттєво спрощує обчислювач практично при незмінній точності обчислювань.

Вступление

Последним временем все больше актуальной становится задача использования нейронных сетей в разных исследованиях и расчетах, получая новые результаты. Одной из возможных задач использования нейронных сетей является использования аппроксимирующих свойств в задачах ориентации, упрощая расчеты математической модели магнитного поля Земли, не теряя точности.

В работе [1] показано, что любая непрерывная функция может быть аппроксимированной с достаточной точностью нейронной сетью с одним скрытым слоем, содержащим нейроны с сигмоидальным (или типа «гиперболический тангенс») функциями активации, и выходными слоями, содержащими нейроны с линейной активационной функцией. Попытка исследования влияния числа нейронов в скрытом слое на аппроксимирующие свойства сети сделана в работе [2], однако полученный результат невозможно применить на практике.

Однако для подтверждения общих аппроксимирующих свойств НС нет результатов по количеству использованных скрытых слоев в НС, количество нейронов в каждом слое и тип активационной функции должен быть выбран.

Так же нет результатов по использованию нейронных сетей в алгоритмах ориентации с использованием магнитного поля Земли.

Постановка проблемы

Целью статьи является анализ архитектур нейронной сети, для получения достаточных результатов аппроксимации модели магнитного поля Земли и проверка точности этих расчётов для алгоритма ориентации тела.

Актуальность задачи

Для выполнения различных алгоритмов ориентации с использованием магнитометра необходимо рассчитать вектор напряжения магнитного поля Земли. Технические возможности позволяют выполнить сложные

расчеты с большой частотой дискретизации, но чаще всего их реализация экономически не оправдана. Точная модель магнитного поля Земли представлена аппроксимацией в виде ряда по гармоникам: *IGRF*-моделью (Международное географическое магнитное поле) или *WMM*-моделью (Всемирная магнитная модель) [3]. Менее точным является упрощение этой аппроксимации (модели прямого и наклонного диполей). Для самых быстрых, но менее точных моделей используется усредненная модель [4].

Для работы алгоритмов ориентации необходимо искать «золотую середину» между скоростью работы и точностью. Поэтому задача использования НС для алгоритма ориентации является актуальной и потребует анализа и решений.

Нейронные сети – это гибкий и мощный набор инструментов для решения разнообразных задач, в том числе обработки и анализа данных. Основной целью является использование аппроксимирующих свойств для создания более простой математической модели магнитного поля Земли, которая имеет упрощенный вид для расчетов и такую же точность, как оригинальная модель, так как остальные модели вносят достаточную погрешность в расчет вектора напряжения магнитного поля Земли [5], что сильно ухудшает точность алгоритмов ориентации. Также, стоит заметить, что сложные модели (*IGRF*) используют для максимализации возможной точности определения движения тела (спутника), но для аналитических исследований обычно используют другие модели.

Анализ влияния архитектуры и алгоритмов тренировки НС точность

Проблема использования нейронных сетей состоит в том, что неизвестно наперед, какую архитектуру и алгоритм обучения необходимо использовать. Исходя из этого, различные исследователи строят несколько моделей с различным количеством нейронов в скрытых слоях, проводят их сравнение. Для анализа необходимо построить несколько моделей с одинаковыми архитектурами и обучить их разными алгоритмами обучения.

Для обучения было сформировано обучающую выборку из 4 входов и 3 выходов из *IGRF* модели. На вход подавались данные о годе (время), долготе (градус), широте (градус), высоте (метр); на выход – вектор напряжённости магнитного поля Земли (нТ).

Архитектура нейронной сети состоит из входного слоя (количество нейронов равно количеству входов), скрытого слоя (разного количества нейронов) с функцией активации гиперболический тангенс (*tansig*) и сигмоид (*logsig*), на выходе выходной слой (количество нейронов равно количеству выходов) с функцией линейной активации (*purelin*).

Структура двухслойной нейронной сети показана на рис. 1.

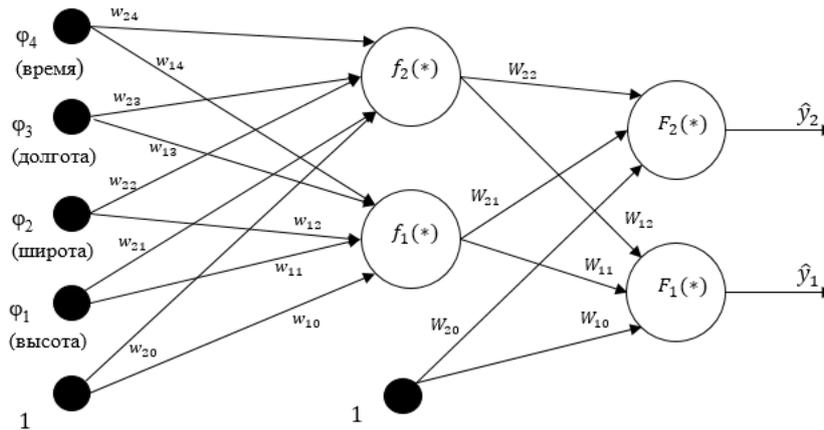


Рис. 1. Схема структуры нейронной сети

Реализация модели двухслойной нейронной сети прямого действия имеет следующее математическое представление:

$$y_i(w, W) = F_i \left(\sum_{j=1}^{n_h} W_{ji} f_j \left(\sum_{l=1}^{n_\varphi} w_{jl} \Phi_l + w_{j0} \right) + W_{i0} \right), \quad (1)$$

где n_φ – размерность вектора входов φ НС;

n_h – число нейронов в скрытом слое;

$f_j(x)$ – активационная функция нейронов скрытого слоя;

$F_j(x)$ – активационная функция нейронов выходного слоя;

w_{il} – весовые коэффициенты; W_{ij} – нейроны смещения.

IGRF модель опирается на теорию Гаусса, которая основана о том, что МПЗ вызывается источниками, которые находятся внутри земного шара и поэтому имеют потенциальный характер. Есть возможность посчитать вектор напряжённости МПЗ B через градиент этого потенциала V , заданного в геоцентрических координатах, который определяется формулой (2):

$$B = -gradV,$$

$$V(r, \lambda, \theta, t) = a \sum_l^L \sum_m^l \left(\frac{a}{r} \right)^{l+1} (g_l^m(t) \cos m\lambda + h_l^m(t) \sin m\lambda) P_l^m(\cos\theta), \quad (2)$$

где r – геоцентрическое расстояние,

λ – геоцентрическая долгота,

θ – коширота ($\theta = 90^\circ - \theta_0$, где θ_0 широта),

a – средний экваториальный радиус Земли, t – время,

$P_l^m(\cos\theta)$ – присоединённые полиномы Лежандра, нормированные по правилу Шмидта,

g_l^m, h_l^m – коэффициенты Гаусса, которые рассчитываются на основании данных непосредственных наблюдений геомагнитного поля.

Расчеты производились на видеокарте *GeForce GTX 780 Ti 3GB DDR5* и процессоре *IntelCore i7-7700K*. Сеть состояла из трех слоев: входной, выходной и скрытый. Число нейронов входного и выходного слоев равно числу соответствующих входных и выходных параметров (из-за этого часто не упоминают про входной слой, считая его по умолчанию). Функция активации выходного слоя была принята линейной. Варьировалось число нейронов скрытого слоя с тангенциальными функциями активации $f(x)$ (3):

$$y = f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1, \quad (3)$$

где x – входной сигнал, y – выход нейрона.

Для построения использовались следующие алгоритмы: Левенберга-Марквардта (*Lm*), *ResilientBackpropagation* (*Rp*), *ScaledConjugateGradient* (*SCG*), *Oversamplingsmoothness* (*Oss*), Квазиньютоновский метод (*bfg*). Графики влияния количества нейронов скрытого слоя и алгоритмов обучения на точность и скорость обучения нейронной сети показаны на рис. 2 - рис. 4.

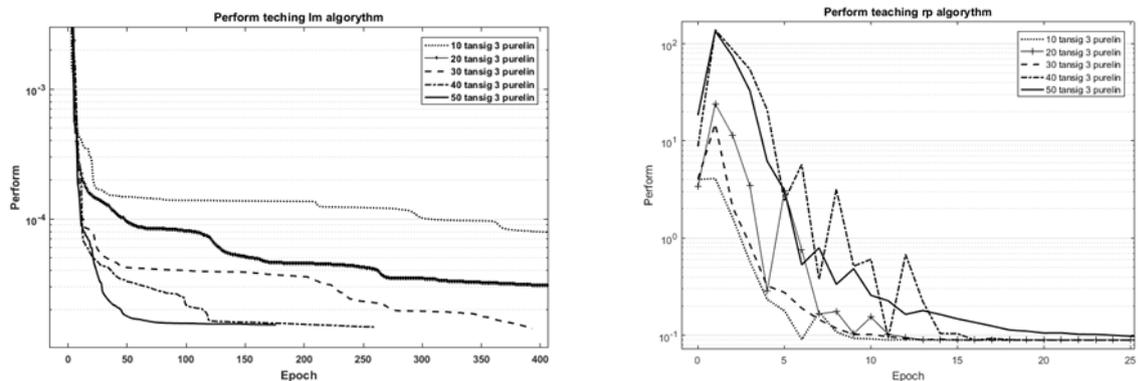


Рис. 2. График скорости обучения алгоритмами «*trainlm*» и «*trainrp*»

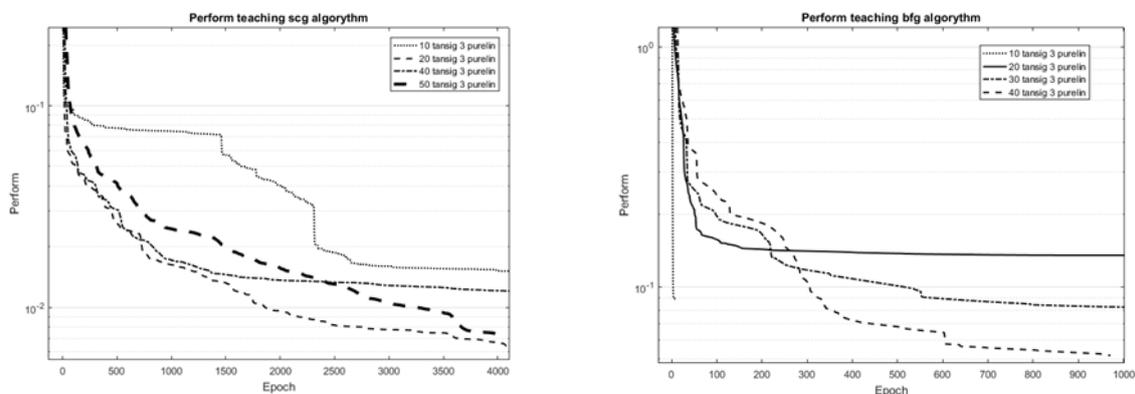


Рис. 3. График скорости обучения алгоритмами «*trainscg*» и «*trainbfg*»

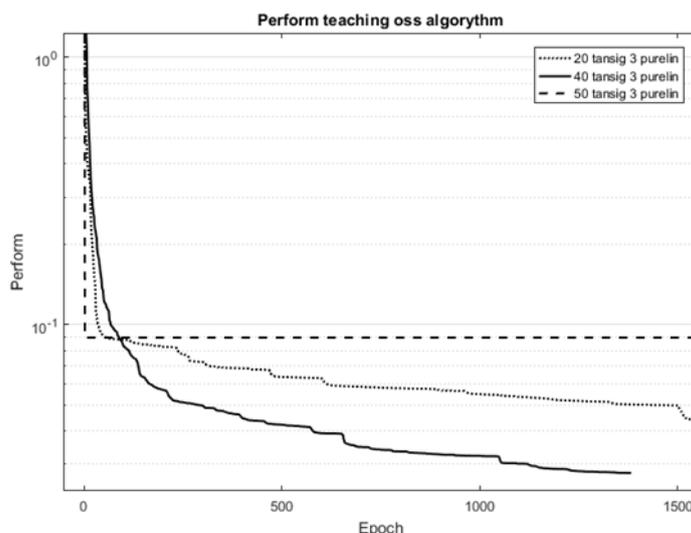


Рис. 4. График скорости обучения алгоритмом «trainoss»

После обучения НС находились значения векторов напряжённости МПЗ на разных выборках и сравнивались с реальными значениями модели *IGRF* в виде максимального угла рассогласования между ними (табл. 1).

Таблица 1.

Максимальный угол отклонения векторов напряжённости МПЗ при разной архитектуре и алгоритмах обучения

	<i>lm</i>	<i>Rp</i>	<i>scg</i>	<i>oss</i>	<i>bfg</i>
10 <i>tansig</i> –3 <i>purelin</i>	1,363°	75,16°	20,63°	75,16°	75,49°
20 <i>tansig</i> –3 <i>purelin</i>	1,69°	75,16°	19,76°	38,57°	90,06°
30 <i>tansig</i> –3 <i>purelin</i>	1,68	75,16°	21,34°	42,2°	72,15°
40 <i>tansig</i> –3 <i>purelin</i>	1,24°	75,16°	22,58°	46,9°	66,54°
50 <i>tansig</i> –3 <i>purelin</i>	1,06°	33,10°	14,99°	75,16°	64,53°
40 <i>logsig</i> –3 <i>purelin</i>	1,11°	3,32°	14,29°	75,16°	47,01°
50 <i>logsig</i> –3 <i>purelin</i>	0,74°	11,47°	15,13°	75,11°	39,01°

Алгоритм Левенберга-Марквардта показывает лучшие результаты по точности и приемлемую скорость обучения. Для подтверждения работы НС необходимо протестировать ее на новой выборке, которая не участвовала в обучении (рис. 5). Из результатов можно сделать вывод, что максимальный угол погрешности будет недалеко от Северного полюса.

Время расчета *IGRF*-модели – 0,186017 с, НС-модели – 0,031279 с. Быстродействие алгоритма повысилось почти в 6 раз. Для дальнейшего улучшения точности можно увеличить количество нейронов в скрытом слое. Так же желательно при этом увеличить выборку данными из других источников (метеорологические станции, корабли, спутники, ЛА).

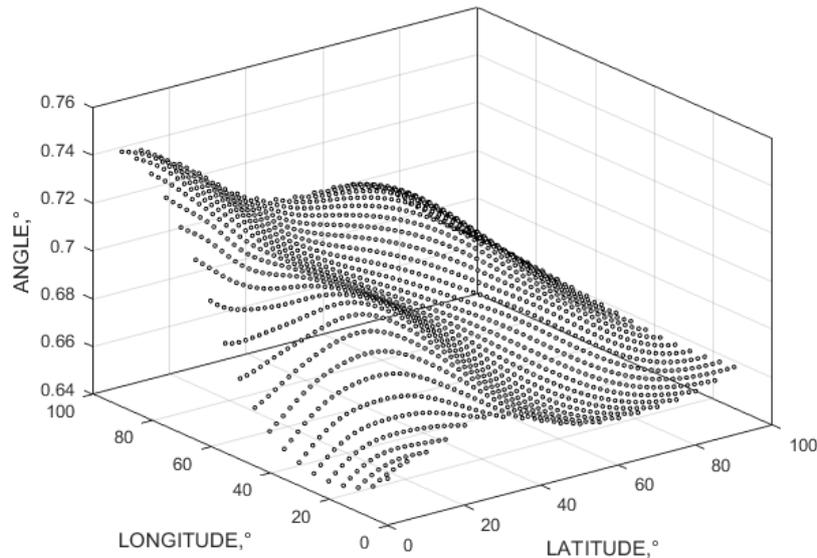


Рис. 5. Распределение погрешности угла на новой выборке

Анализ влияния отклонения на работу алгоритма ориентации *TRIAD-MHK*

Для нахождения углов поворота объекта использовались различные алгоритмы, такие как *TRIAD*, *TRIAD-MHK*, вариации алгоритма *DirectQuaternion*, *QUEST* [6]. Для анализа влияния ошибок НС был рассмотрен алгоритм *TRIAD-MHK*, который использует поворот двух (и больше) векторов r , k для нахождения ориентации тела, принцип работы которого показан следующими формулами:

$$\begin{aligned}
 M &= A \cdot M_0 \\
 G &= (M - A \cdot M_0)^T (A \cdot M_0) - \lambda (A^T A - 1) \\
 \frac{dG}{dA} &= 0, \\
 A &= (M_0 \cdot M^T)^T \left(\sqrt{M_0 M^T (M_0 M^T)^T} \right)^{-1},
 \end{aligned} \tag{4}$$

где M – измеряемые векторы $[r, k, n]$,

n – векторное произведение $a \times b$, M_0 – вектора до поворота.

Необходимо найти оптимальное значение матрицы A по критерию минимума квадрата ошибки функции потерь G , учитывая, что матрица A должна быть ортогональной.

Для моделирования сделано допущение, что на один из векторов подана ошибка в виде отклонения значения максимального угла рассогласования НС и *IGRF*-модели. Для этого необходимо было получить плоскость, перпендикулярную опорному вектору измерений, в которой задано откло-

нение на высоту, эквивалентную углу погрешности. Так, как неизвестно, где именно было это отклонение, необходимо было повернуть это отклонение вокруг опорного вектора.

Для этого мы ввели два вектора: d_1, d_2 и задали вращение вектора отклонения d вокруг опорного вектора (5):

$$d_1 = \frac{r \times k}{\text{norm}(r \times k)}$$

$$d_2 = \frac{d_1 \times r}{\text{norm}(d_1 \times r)} \quad . \quad (5)$$

$$\Delta = d_1 \cdot \cos(\alpha) + d_2 \cdot \sin(\alpha)$$

$$d = 0,74 \cdot \frac{1}{45} \cdot \frac{\Delta}{\text{norm}(\Delta)}$$

Теперь, если скалярно суммировать и нормировать опорный вектор и вектор отклонения d , то можно получить вектор с заданной погрешностью ориентации с наклоном $0,74^\circ$. Необходимо учесть, что точно такой же принцип анализа будет и для не опорного вектора.

Повороты системы проводились по 45° вокруг вертикальной оси $Z(\psi)$, продольной оси $Y(\Theta)$, оси $X(\varphi)$. Результаты отклонения показаны на рис. 6

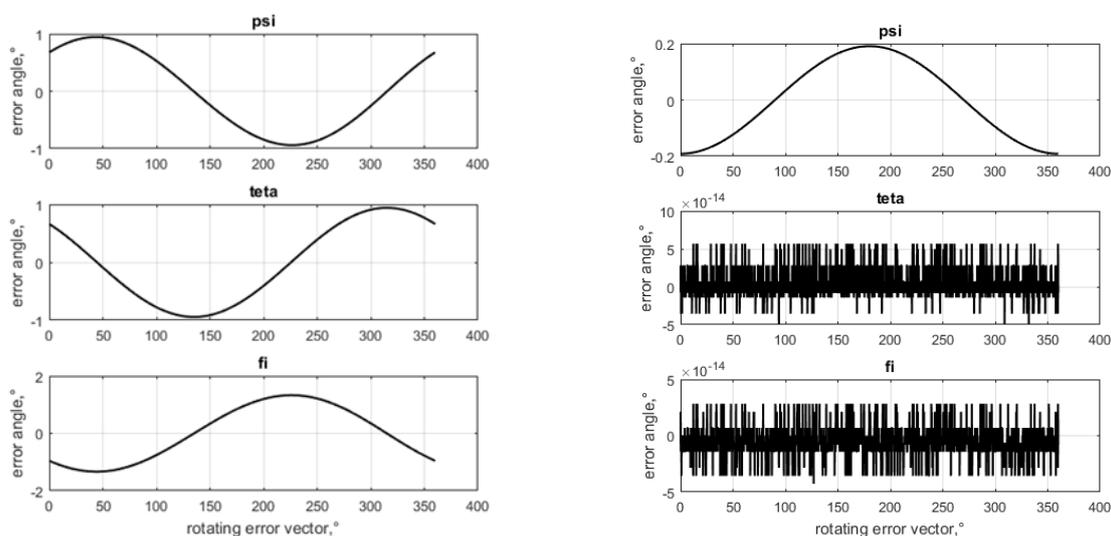


Рис. 6. Влияние неточности НС на нахождение углов ориентации тела при влиянии на опорный и не опорный вектора алгоритма

Результаты проведения проверки влияния погрешности нейронной аппроксимации на погрешность алгоритма ориентации показаны ниже:

	<i>psi</i>	<i>teta</i>	<i>fi</i>
В опорном, max	0,9461°	0,9421°	1,3324°
В опорном, min	-0,9384°	-0,9421°	-1,3324°

	<i>psi</i>	<i>teta</i>	<i>fi</i>
В не опорном, max	0,1910°	5,6843e-14°	2,8422e-14°
В не опорном, min	-0,1910°	-4,9738e-14°	-4,2633e-14°

Результаты показывают, что максимальная погрешность будет приблизительно в два раза больше, чем максимальная погрешность неточности НС.

Выводы

В результате проведенных исследований установлено, что аппроксимация с помощью нейронной сети позволяет упрощать сложную нелинейную модель магнитного поля Земли сохраняя ее точность, что позволяет улучшить работу алгоритма ориентации с использованием магнитного поля Земли.

Список использованной литературы

1. *Cybenco G.* Approximation by superposition of a sigmoidal function // *Math. Control Systems and Signals.* — 1989. — №2. — P.303–314.
2. *Barron A. R.* Universal approximation bounds for superposition of a sigmoidal function // *IEEE Transactions on Information Theory.* — 1993. — Vol.39. — P.930–954.
3. *Thébault E. et al.* International geomagnetic reference field: the 12th generation // *Earth, Planets and Space.* – 2015. – Т. 67. – №. 1. – С. 79.
4. *Сарычев В. А.,* Овчинников М. Ю., Щербина-Самойлова И. С. Магнитные системы ориентации искусственных спутников Земли. – ВИНТИ, 1985. – Т. 23.
5. *Белецкий В. В.,* Хентов А. А. Вращательное движение намагниченного спутника. – Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1985
6. *Markley F. L.* Attitude determination using two vector measurements. – 1998.