

# ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ТРАНСФОРМИРОВАНИЯ СИСТЕМ КООРДИНАТ

Д. В. Шкут<sup>1)</sup>, И. А. Астрашаб<sup>2)</sup>, А. С. Ивашнёва<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Учреждение образования «Полоцкий государственный университет имени Евфросинии Полоцкой», ул. Блохина, 29, 211440, г. Новополоцк, Витебская область, email: 21geo.shkut.d@pdu.by

<sup>2)</sup> Учреждение образования «Полоцкий государственный университет имени Евфросинии Полоцкой», ул. Блохина, 29, 211440, г. Новополоцк, Витебская область

Одним из наиболее часто используемых инструментов в ГИС, в топографии, геодезии и фотограмметрии является трансформирование систем координат. Для решения задачи трансформирования систем координат существует множество подходов. Цель исследования состоит в выяснении, могут ли методы машинного обучения служить надежной альтернативой для решения задачи трансформирования систем координат.

**Ключевые слова:** трансформирование; метод наименьших квадратов; нейронная сеть; нормализация.

## USING NEURAL NETWORKS TO SOLVE THE PROBLEM OF TRANSFORMING COORDINATE SYSTEMS

D. V. Shkut<sup>1)</sup>, I. A. Astrashab<sup>2)</sup>, A. S. Ivashneva<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Educational institution "Polotsk State University named after Euphrosyne of Polotsk", st. Blokhina, 29, 211440, Novopolotsk, Vitebsk region, email: 21geo.shkut.d@pdu.by

<sup>2)</sup> Educational institution "Polotsk State University named after Euphrosyne of Polotsk", st. Blokhina, 29, 211440, Novopolotsk, Vitebsk region.

One of the most commonly used tools in GIS, topography, geodesy and photogrammetry is coordinate system transformation. There are many approaches to solve the problem of coordinate system transformation. The aim of the study is to find out whether machine learning methods can serve as a reliable alternative for solving the problem of coordinate system transformation.

**Key words:** transformation; least squares method; neural network; normalization.

В данной статье представлены два подхода к решению задачи трансформирования систем координат. Применялся метод наименьших квадратов, также использовались искусственные нейронные сети для решения данной задачи. Тенденции развития нейронных сетей растут с каждым годом. Искусственные нейронные сети (далее ИНС) представляют собой математические модели, построенные по принципу организации и функционирования сетей нервных клеток живого организма.

Существуют множество различных применений нейронных сетей, в том числе и в геодезии, для решения таких задач как преобразование координат, моделирование поверхностей GPS, обнаружение изменений в зеленом покрове и т. д. [1, 2, 3]

Модели ИНС могут быть сформированы с различными архитектурами в зависимости от количества дополнительных слоёв и нейронов, алгоритмов обучения и функции активации. Процесс обучения нейронных сетей связан с такой настройкой ее весов и смещений, чтобы минимизировать функционал, зависящий от ошибок сети, то есть разности между требуемым и реальным сигналом на ее выходе. В качестве такого функционала использована сумма квадратов отличий реальных значений координат и координат, полученных с помощью нейронной сети.

Преимуществами машинного обучения является само адаптирующаяся способность обнаруживать закономерности в наборе данных без учёта существования функциональных взаимосвязей между входными и выходными данными. Методы машинного обучения помогают избежать возможных ошибок оценки параметров, поскольку они не работают с параметрами [4].

Также существуют недостатки машинного обучения. Природа искусственных нейронных сетей «чёрный ящик», на получаемую точность и эффективность вычислений сильно влияет архитектура нейронной сети, которая обычно определяется посредством последовательных шагов проб и ошибок.

Когда существует избыточная система уравнений, то коэффициенты трансформирования можно определить применением метода наименьших квадратов (МНК). На основе наиболее общего из линейных, аффинного преобразования, рассмотрим классический алгоритм метода наименьших квадратов.

Для решения задачи трансформирования систем координат с помощью МНК составляют вектор свободных членов, состоящий из координат точек в новой системе координат и матрицу плана, которая содержит в себе координаты точек в старой системе (1). На основе минимизации суммы квадратов поправок получается вектор неизвестных коэффициентов трансформирования [5, 6],

$$\begin{bmatrix} (X_H)_1 \\ (Y_H)_1 \\ (X_H)_2 \\ (Y_H)_2 \\ \dots \\ (X_H)_n \\ (Y_H)_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (v_H)_1 \\ (v_H)_1 \\ (v_H)_2 \\ (v_H)_2 \\ \dots \\ (v_H)_n \\ (v_H)_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (X_C)_1 & (Y_C)_1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & (X_C)_1 & (Y_C)_1 & 0 & 1 \\ (X_C)_2 & (Y_C)_2 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & (X_C)_2 & (Y_C)_2 & 0 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ (X_C)_n & (Y_C)_n & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & (X_C)_n & (Y_C)_n & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \\ f \end{bmatrix}$$

где  $X_H, Y_H, X_C, Y_C$  – координаты в новой и старой системах,  $a, b, c, d, e, f$  – коэффициенты трансформирования на плоскости.

В исследовании для создания искусственной нейронной сети использовался пакет прикладных программ Neural Network Toolbox, функционирующий под управлением ядра системы Matlab [7].

Была применена простая двухслойная нейронная сеть, для первого слоя выбрана сигмоидная функция активации, с количеством нейронов равным десяти, для второго линейная, с количеством нейронов равным двум. Архитектура нейронной сети представлена на рисунке 1.

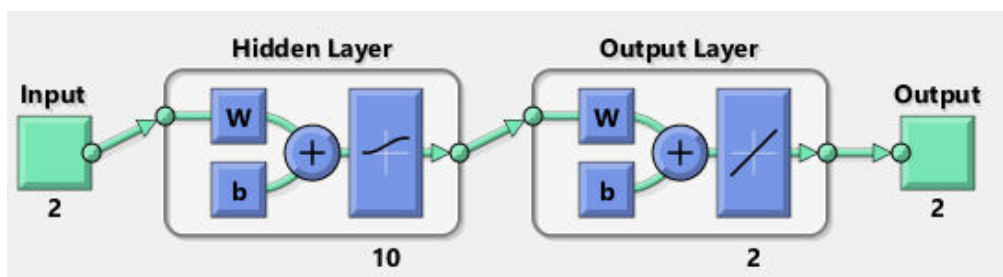


Рис. 1. Архитектура нейронной сети

По четырем выборкам, состоящим из 30, 50, 70 и 100 общих точек, была решена задача трансформирования систем координат методом МНК и были рассчитаны суммы квадратов поправок для основной выборки и тестовой. Также для решения задачи была применена ИНС и так же были получены суммы квадратов поправок для основной выборки и тестовой. Обучение сети производилось по обучающей выборке, так же для оценки работы ИНС создавалась тестовая выборка.

По результатам таблицы можно сделать выводы, что сумма квадратов поправок полученных с помощью МНК для тестовой выборки всегда меньше, чем сумма квадратов поправок полученных с помощью ИНС. Стоит добавить, что при небольшом количестве точек (30 и менее) ИНС может выдавать некорректные результаты, а именно мы получаем очень большую сумму квад-

ратов поправок. Также целью работы было изучить, можно ли увеличивая количество точек достичь того, что бы ИНС выдавала такие же результаты, как и МНК. Показано, что разность между суммой квадратов поправок при МНК и ИНС уменьшается при увеличении точек, но даже при 100 общих точках сумма квадратов поправок у ИНС больше.

Таблица 1

Результаты эксперимента

| Количество<br>общих точек | МНК          |              | Нейронная сеть |              |
|---------------------------|--------------|--------------|----------------|--------------|
|                           | основная     | тестовая     | основная       | тестовая     |
|                           | $[v^2], м^2$ | $[v^2], м^2$ | $[v^2], м^2$   | $[v^2], м^2$ |
| 30                        | 0,069        | 0,013        | 0,055          | 0,885        |
| 50                        | 0,097        | 0,024        | 0,108          | 0,145        |
| 70                        | 0,144        | 0,009        | 0,178          | 0,016        |
| 100                       | 0,203        | 0,014        | 0,217          | 0,031        |

При изучении вопроса трансформирования координат с помощью ИНС одним из путей для получения надежных результатов было предложено дополнительное выполнение процедуры нормализации.

Нормализацией данных будет преобразование численных данных в диапазон с крайними значениями в диапазоне  $[-1; +1]$ . Если количественные данные описаны в одной шкале с разными интервалами, после нормализации их можно сравнивать и оценивать математически. Ниже представлены формулы, применяемые в эксперименте [8].

$$x_n = -1 + \left( 2 * \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \right)$$

$$y_n = -1 + \left( 2 * \frac{y - \min(y)}{\max(y) - \min(y)} \right)$$

Нормализованные данные были загружены в созданную нейронную сеть, вычислительный эксперимент был проведен шесть раз, на основе одних и тех же смоделированных данных. Полученные результаты представлены в таблице 2.

Следует отметить, что при увеличении количества общих точек сумма квадратов поправок, получаемые по тестовой выборки ИНС, становится меньше, нежели сумма квадратов поправок метода наименьших квадратов для тестовых выборок. Так же отметим, что, что при небольшом количестве

точек (30 и менее) с нормализацией исходных данных ИНС не выдаёт некорректные результаты. При выполнении нормализации, метод, основанный на машинном обучении, дал лучший результат чем без выполнения процедуры нормализации исходных модельных данных.

Таблица 2

Результаты эксперимента

| Количество точек | МНК                    | ИНС                    |
|------------------|------------------------|------------------------|
|                  | $[v^2], \text{ м}^2$   | $[v^2], \text{ м}^2$   |
| 30               | $6.5008 \cdot 10^{-9}$ | $1.1305 \cdot 10^{-6}$ |
|                  |                        | $6.5114 \cdot 10^{-6}$ |
|                  |                        | $1.9483 \cdot 10^{-7}$ |
|                  |                        | $1.1877 \cdot 10^{-5}$ |
|                  |                        | $1.3279 \cdot 10^{-6}$ |
|                  |                        | 0.0003                 |
| 50               | $1.7976 \cdot 10^{-8}$ | $1.9913 \cdot 10^{-8}$ |
|                  |                        | $6.1213 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $7.2683 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $5.0203 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $5.5169 \cdot 10^{-8}$ |
|                  |                        | $4.2637 \cdot 10^{-9}$ |
| 70               | $1.6639 \cdot 10^{-8}$ | $3.3669 \cdot 10^{-7}$ |
|                  |                        | $6.4577 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $9.0210 \cdot 10^{-8}$ |
|                  |                        | $6.5846 \cdot 10^{-6}$ |
|                  |                        | $6.5379 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $2.9856 \cdot 10^{-9}$ |
| 100              | $2.5690 \cdot 10^{-8}$ | $1.9695 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $3.1071 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $1.7590 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $1.8901 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $2.4204 \cdot 10^{-9}$ |
|                  |                        | $1.9993 \cdot 10^{-9}$ |

После проведения исследования можно сделать вывод, что трансформирование систем координат с помощью ИНС, созданной с подобной архитектурой, не может являться альтернативой МНК. Для повышения надежности и качества данного способа необходимо менять, дорабатывать архитектуру ИНС.

## Библиографические ссылки

1. *Kavzoglu T., Saka M. H.* Modelling local GPS/Levelling geoid undulations using artificial neural networks // *Journal of Geodesy*. 2005. P. 520–529.
2. *Tierra A., Romero R.* Planes coordinates transformation between PSAD56 to SIRGAS using a Multilayer Artificial Neural Network // *Geodesy and Cartography*. 2014. Vol. 63, No. 2. P. 199–209.
3. *Madhu Kh., Vikas S.* Green Cover Change Detection using a Modified Adaptive Ensemble of Extreme Learning Machines for North-Western India // *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. 2018. 9 p.
4. 2D cadastral coordinate transformation using extreme learning machine technique / Y. Y. Ziggah [et al.] // *Geodesy and Cartography*. 2018. P. 321–343.
5. *Ghilani Ch. D., Wolf P. R.* Adjustment computations: spatial data analysis. Hoboken : John Wiley & Sons, Inc., 2006. 632 p.
6. *Михайлович К.* Геодезия (уравнительные вычисления) / пер. с сербско-хорватского С. В. Лебедева, под ред. В. Д. Большакова. М. : Недра, 1984. 448 с.
7. *Сердюк А. А.* Компьютерные системы искусственного интеллекта : конспект лекций (для студентов специальности «Компьютерная инженерия» / сост. А. А. Сердюк. Краматорск : ДГМА, 2017. 52 с
8. *Старовойтов В. В., Голуб Ю. И.* Нормализация данных в машинном обучении. Минск : Национальная академия наук, 2021. С. 83–96.