

УДК 528.2/3

## НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ГЕОДЕЗИИ

Д.В. ШКУТ

(Представлено: А.С. Ивашичева)

Для решения задачи трансформирования систем координат существует множество подходов. В статье представлены результаты применения двух подходов к данной задаче, первый, метод наименьших квадратов, второй, применение искусственных нейронных сетей. Цель статьи состоит в выяснении, могут ли методы машинного обучения служить надежной альтернативой для решения задачи трансформирования систем координат.

Одним из наиболее часто используемых инструментов в топографии, геодезии и геоинформатике является трансформирование систем координат. Таким образом, данный инструмент имеет множество реализаций, которые должны быть оптимизированы для обеспечения максимальной точности, надежности и скорости процесса.

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.

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 [1,2].

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

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.

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.

В результате анализа литературных источников приведены некоторые примеры применения методов машинного обучения в геодезии:

- исследования деформаций (Samui, 2012; Li & Kong, 2014),
- оценка приливов (Okwuashi & Ndehedehe, 2017),
- определение геоида (Kavzoglu & Saka, 2005; Veronez et al., 2011),
- моделирование гравитационного поля (Turgut, 2016),
- преобразование и трансформирование систем координат (Tierra et al., 2008, 2009; Tierra & Romero, 2014).

Модели ИНС могут быть сформированы с различными архитектурами в зависимости от количества дополнительных слоёв и нейронов, алгоритмов обучения и функции активации.

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 [3].

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.

В исследовании для создания искусственной нейронной сети использовался пакет прикладных программ Neural Network Toolbox, функционирующий под управлением ядра системы Matlab. Была применена простая двухслойная нейронная сеть (рис.1.), 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.

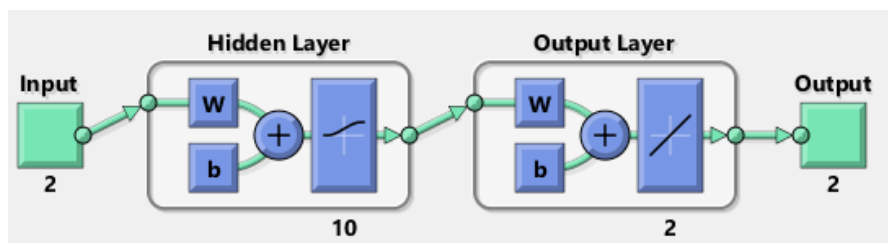


Рисунок 1. – Архитектура нейронной сети

Обучение сети производилось по обучающей выборке, так же для оценки работы ИНС создавалась тестовая выборка. 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.

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.

Таблица 1. – Результаты эксперимента

Количество общих точек	МНК		Нейронная сеть	
	основная [v <sup>2</sup> ], м <sup>2</sup>	тестовая [v <sup>2</sup> ], м <sup>2</sup>	основная [v <sup>2</sup> ], м <sup>2</sup>	тестовая [v <sup>2</sup> ], м <sup>2</sup>
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

По результатам 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 квадратов поправок. Так же целью работы было посмотреть 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. Увеличивать количество точек дальше было решено не целесообразно.

Делаем вывод, что количество точек несомненно ведет к улучшению результатов работы ИНС, но это не является фактором, который может сделать её более надежным инструментом чем МНК. Возможные пути для того что бы ИНС трансформировала координаты с большей точностью это: усложнение архитектуры ИНС и нормализация данных [3,4,5].

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Ghilani, Charles D. Adjustment computations: spatial data analysis / Ghilani Charles D., Wolf Paul R. – Hoboken: JOHN WILEY & SONS, INC., 2006. – 632 с.
2. Михайлович, К. Геодезия (уравнительные вычисления) / К. Михайлович; пер. с сербско-хорватского С.В. Лебедева, под ред. В.Д. Большакова. – М. : Недра, 1984. – 448 с.
3. Ziggah, Y.Y 2D cadastral coordinate transformation using extreme learning machine technique. Geodesy and Cartography/Y.Y.Ziggah, Y. Issaka, P.B. Laari, Z.Hui-2018. –С.321-343.
4. Kumi-Boateng, B. Feasibility of using Group Method of Data Handling (GMDH) approach for horizontal coordinate transformation/ B.Kumi-Boateng, Y.Yevenyo Ziggah-Ghana,2020. –С.55-66.
5. Barsi, A. Performing coordinate transformation by artificial neural network. Allgemeine Vermessungs Nachrichten /A.Barsi -2001.-С.134-137.