

УДК 528.2/3

АЛЬТЕРНАТИВНЫЕ МЕТОДЫ ТРАНСФОРМИРОВАНИЯ СИСТЕМ КООРДИНАТ

Д.В. ШКУТ

(Представлено: А.С. Ивашиёва)

Для решения задачи трансформирования систем координат, представлены результаты применения двух методов к решению данной задачи: метод наименьших квадратов и применение искусственных нейронных сетей. Цель статьи состоит в выяснении, может ли процедура нормализации сделать методы машинного обучения надежной альтернативой для решения задачи трансформирования систем координат.

Трансформирование систем координат является часто применяемым инструментом работы в геодезии и топографии, потому, есть необходимость оптимизации, надежности получения данных с наибольшей точностью. Имеется множество подходов для решения задачи трансформирования систем координат, основанных на методе наименьших квадратов, методе наименьших модулей, с помощью комплексных чисел, нейронных сетей. Для решения задачи были реализованы два подхода: метод наименьших квадратов и метод, основанный на использовании методов машинного обучения.

Когда существует избыточная система уравнений, то коэффициенты трансформирования можно определить применением метода наименьших квадратов (МНК). На основе аффинного преобразования, рассмотрим классический алгоритм метода наименьших квадратов. Название способа «метод наименьших квадратов» означает, что после подстановки в начальные уравнения неизвестных величин, выведенных этим способом, в правых частях уравнений получаются если не нули, то небольшие величины. Сумма квадратов этих величин оказывается меньше, чем сумма квадратов подобных же остатков, после подстановки каких бы то ни было других значений неизвестных [1].

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. [2–4].

Модели ИНС могут быть сформированы с различными архитектурами в зависимости от количества дополнительных слоёв и нейронов, алгоритмов обучения и функции активации. Преимуществом является самоадаптирующаяся 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 [5; 6].

В качестве недостатков машинного обучения выделим природу искусственных нейронных сетей «чёрный ящик», так же на получаемую точность и эффективность вычислений влияет архитектура сети, которая определяется посредством последовательных шагов проб и ошибок.

При преобразовании координат чаще всего используют 2 вида искусственных нейронных сетей: радиальной базисной функции и обратного распространения ошибки. Данные методы искусственного интеллекта правильно откалиброваны на наборе данных обучения, на тестовой выборке показывают координаты с повышенной точностью [7].

В проведенном исследовании были созданы искусственные нейронные сети для выборки из различного количества точек, таких как 30 и 50, 70 и 100. Прежде чем производился расчет в точки искусственно вводились погрешности, а далее данные проходили через нормализацию. Для разных слоев созданных нейронных сетей, были выбраны различные функции. Количество нейронов первого слоя составляло десять для сигмоидной функции и два нейрона для второго слоя линейной функции активации. Процесс обучения был связан с настройкой весов для минимизации разницы между требуемыми и выходными сигналами после обучения сети. Обучение производилось по обучающей выборке, а для оценки работы созданы тестовые выборки, при проведении исследования данные проходили нормализацию.

Нормализацией данных будет преобразование численных данных в диапазон с крайними значениями в диапазоне [0; +1], [-1; +1]. Если количественные данные описаны в одной шкале с разными интервалами, после нормализации их можно сравнивать и оценивать математически. Ниже представлена формула применяемая в эксперименте [8].

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

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 1.

Таблица 1. – Результаты эксперимента

Количество точек	МНК	ИНС
	[v ²], м ²	[v ²], м ²
30	6.5008e-09	1.1305·10 ⁻⁶
		6.5114·10 ⁻⁶
		1.9483·10 ⁻⁷
		1.1877·10 ⁻⁵
		1.3279·10 ⁻⁶
		0.0003
50	1.7976e-08	1.9913·10 ⁻⁸
		6.1213·10 ⁻⁹
		7.2683·10 ⁻⁹
		5.0203·10 ⁻⁹
		5.5169·10 ⁻⁸
		4.2637·10 ⁻⁹
70	1.6639e-08	3.3669·10 ⁻⁷
		6.4577·10 ⁻⁹
		9.0210·10 ⁻⁸
		6.5846·10 ⁻⁶
		6.5379·10 ⁻⁹
		2.9856·10 ⁻⁹
100	2.5690e-08	1.9695·10 ⁻⁹
		3.1071·10 ⁻⁹
		1.7590·10 ⁻⁹
		1.8901·10 ⁻⁹
		2.4204·10 ⁻⁹
		1.9993·10 ⁻⁹

При выполнении нормализации метод, основанный на машинном обучении, дал лучший результат по сравнению с прошлым исследованием без выполнения процедуры нормализации исходных модельных данных. Следует отметить, что при увеличении количества общих точек сумма квадратов поправок, получаемые по тестовой выборке 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 выдавала некорректные результаты.

ЛИТЕРАТУРА

1. Мазуров Б. Т. Высшая геодезия : учеб. для вузов / Б. Т. Мазуров. — 2-е изд., стер. — СПб. : Лань, 2022. — 224 с.
2. Kavzoglu, T. Modelling local GPS/Levelling geoid undulations using artificial neural networks / T. Kavzoglu, M. H. Saka // Journal of Geodesy. – 2005. — P. 520-529.
3. Tierra, Alfonso Planes coordinates transformation between PSAD56 to SIRGAS using a Multilayer Artificial Neural Network / Alfonso Tierra, Ricardo Romero // Geodesy and Cartography. – 2014. – Vol. 63, No. 2. – P. 199-209.
4. Madhu, Khurana Green Cover Change Detection using a Modified Adaptive Ensemble of Extreme Learning Machines for North-Western India / Madhu Khurana, Vikas Saxena // Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences. – 2018. – 9 p.
5. 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.
6. Шкут, Д. В. Нейронные сети в геодезии / Д. В. Шкут // Электронный сборник трудов молодых специалистов Полоцкого государственного университета имени Евфросинии Полоцкой / ред. кол.: Ю. Я. Романовский (пред.) [и др.]. – Новополоцк : Полоцкий государственный университет имени Евфросинии Полоцкой, 2023. - Вып. 49 (119): Прикладные науки. Строительство. – С. 18-19.
7. Ziggah, Y.Y. Application of Multivariate Adaptive Regression Spline Approach for 2D Coordinate Transformation / Y.Y. Ziggah, P.B. Laari // Ghana Journal of Technology. - 2018.- Vol. 2, № 2. - P. 50 - 62.
8. Старовойтов, В.В. Нормализация данных в машинном обучении / В. В. Старовойтов, Ю. И. Голуб. – Минск: Национальная академия наук, 2021. – 83-96 с