

УДК 004.032.26

Doi: 10.31772/2712-8970-2025-26-2-160-170

Для цитирования: Ассад А., Сериков С. А. Использование обобщённой регрессионной нейронной сети для повышения точности автономной навигации в условиях неустойчивого приёма сигналов систем глобального позиционирования // Сибирский аэрокосмический журнал. 2025. Т. 26, № 2. С. 160–170. Doi: 10.31772/2712-8970-2025-26-2-160-170.

For citation: Assad A., Serikov S. A. [Using a generalized regression neural network to improve the accuracy of autonomous navigation in conditions of unstable reception of global positioning system signals]. *Siberian Aerospace Journal*. 2025, Vol. 26, No. 2, P. 160–170. Doi: 10.31772/2712-8970-2025-26-2-160-170.

Использование обобщённой регрессионной нейронной сети для повышения точности автономной навигации в условиях неустойчивого приёма сигналов систем глобального позиционирования

А. Ассад^{*}, С. А. Сериков

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения
Российская Федерация, 190000, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, 67, лит. А

^{*}E-mail: ammar.assad225@gmail.com

Аннотация. Автономная навигация играет важную роль во многих областях и приложениях, в значительной степени опираясь на измерения Глобальной системы позиционирования (ГПС), которая в некоторых районах может быть недоступна. Это напрямую влияет на работу автономной навигации, что, в свою очередь, приводит к проблемам, связанным с её функциями. В данном исследовании использована обобщённая регрессионная нейронная сеть (ОРНС или GRNN), являющаяся вариацией радиально-базисных нейронных сетей, для компенсации измерений ГПС в условиях её отсутствия с целью повышения точности параметров автономной навигации (в первую очередь положения и скорости) объекта. ОРНС интегрирована со слабо связанной обобщённой фильтрацией Калмана (ОФК). Были оценены параметры положения, скорости, ориентации и смещения сенсоров. Оценка предложенного метода проводилась с использованием набора данных из интернета. Были созданы две симуляции отсутствия измерений ГПС (периоды отсутствия составили 40 и 30 с) для оценки поведения ОРНС. Результаты показали, что использование ОРНС в условиях отсутствия ГПС является эффективным и надёжным решением, превосходящим метод слабо связанного ОФК.

Ключевые слова: автономная навигация, глобальная система позиционирования, обобщённая регрессионная нейронная сеть, слабо связанная обобщённая фильтрация Калмана.

Using a generalized regression neural network to improve the accuracy of autonomous navigation in conditions of unstable reception of global positioning system signals

A. Assad^{*}, S. A. Serikov

Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation
67, Bolshaya Morskaya St., Saint-Petersburg, 190000, Russian Federation

^{*}E-mail: ammar.assad225@gmail.com

Abstract. Autonomous Navigation is very important in many fields and applications and it specifically depends on Global positioning System (GPS) measurements which in some areas it suffers from absence, this will directly affect the Autonomous Navigation and sequentially this will lead to problems according to the function of Autonomous Navigation. In this research, generalized regression neural network (GRNN) which is a variation to radial basis neural networks, was used to compensate Global positioning System (GPS) measurements in case of GPS absences to increase accuracy of Autonomous Navigation parameters (basically Location and Velocity) of object. GRNN is integrated with loosely coupled Extended Kalman Filter (EKF). Location, velocity, orientation parameters and Biases of sensors are estimated. The evaluation of this methods was conducted using dataset from Internet, two outages of GPS measurements are made (first outage periods are 35 and 60 seconds) to evaluate the behavior of GRNN, the results showed that using GRNN in GPS absence is effective and robust, it outperformed the only loosely coupled EKF method.

Keywords: Autonomous Navigation, Global positioning System, generalized regression neural network, Loosely Coupled Extended Kalman Filter.

Введение

В области применения методов искусственного интеллекта (ИИ) в различных областях прикладных наук разработано и применено множество технологий ИИ для автономной навигации мобильных объектов. Эта интеграция чрезвычайно эффективна, поскольку основная задача автономной навигации заключается в расчете навигационных параметров мобильных объектов, таких как местоположение (позиция) и скорость в каждый момент времени. Основой автономной навигации являются данные от инерциальных датчиков, таких как акселерометры и гироскопы, которые составляют инерциальные навигационные системы (ИНС). Также могут использоваться данные Глобальной системы позиционирования (ГПС) и других сенсоров, таких как одометры и датчики зрения [1; 2]. Данные ГПС содержат информацию о местоположении и скорости, однако они имеют ряд недостатков: сигналы ГПС иногда недоступны в некоторых средах; возможны помехи сигнала в важных местах; задержки сигналов или их низкая частота могут ограничивать точность ГПС; уязвимость к подделке и глушению сигналов; зависимость от спутниковой инфраструктуры, ограниченная функциональность в помещениях и других средах [3]. Для устранения этих недостатков была разработана интеграция данных ГПС с инерциальными датчиками. Такая интеграция может быть реализована в виде дополненного фильтра, обобщённого фильтра Калмана (ОФК) и других подходов. Методология слабо связанной интеграции с использованием ОФК была реализована между ГПС, акселерометрами и гироскопами [4]. Этот подход получил название интеграции ГПС/ ИНС. Он обеспечивает надежный расчет навигационных параметров в случаях, когда сигналы ГПС задерживаются на определенный период времени. Однако если этот период слишком велик, интеграция может давать неточные расчеты. Более того, инерциальные датчики имеют ряд недостатков, таких как смещение, ошибка масштаба, ошибка установки и др.

Обобщенная регрессионная нейронная сеть (ОРНС) представляет собой вариацию радиально-базисных нейронных сетей. ОРНС была предложена Д. Ф. Спехтом в 1991 г. Она может использоваться для регрессии, предсказания и классификации, а также служит хорошим решением для онлайн-динамических систем. ОРНС представляет собой усовершенствованную технику нейронных сетей, основанную на радиально-базисных функциях, с неитерационной процедурой оценки параметров. Хотя её нельзя строго отнести к непараметрическим методам, благодаря гибкости в аппроксимации сложных зависимостей, она демонстрирует характеристики, свойственные таким подходам [5; 6].

Основная цель статьи – использование обобщённой регрессионной нейронной сети (ОРНС) для повышения производительности системы ГПС/ ИНС в условиях задержек сигналов ГПС, а также их отсутствия или перерывов.

Обзор литературы

ОРНС ранее не применялась в данной области, хотя нейронные сети в целом использовались активно. Например, в [7] авторы применили устойчивый фильтр Калмана (УФК) для преодоления низкой точности алгоритма ГПС/ИНС во время перерывов в работе ГПС. Они разработали недорогой метод интеграции ГПС/ИНС и компенсации ошибок алгоритма в условиях отсутствия сигналов ГПС. Их подход позволял компенсировать влияние грубых ошибок наблюдений ИНС, используя метод интеграции на основе искусственной нейронной сети для восполнения отсутствующей информации о положении. Хорошо обученная нейронная сеть прогнозировала и компенсировала ошибки прерванных сигналов о положении. Эффективность предложенного метода оценивалась в полевых испытаниях с использованием специально разработанного оборудования, датчиков ГПС и ИНС. Результаты показали улучшение точности позиционирования на 67 % по каждой оси в условиях перерывов. Предложенный алгоритм способен повышать точность интегрированной системы ГПС/ИНС для удовлетворения требований к навигации.

В [8] представлен новый подход к автономной навигации дронов вдоль заранее заданных маршрутов с использованием только визуальных данных с бортовой камеры, без опоры на ГПС. Метод основан на глубокой сверточной нейронной сети (СНС), комбинированной с регрессором для генерации управляющих команд для дрона. Для увеличения адаптивности системы к реальным условиям были использованы дополнительные вспомогательные навигационные пути, образующие «навигационный коридор» для увеличения объема данных. Предложенный алгоритм заменяет оператора-человека, улучшает точность навигации по карте на основе ГПС, устраняет проблемы, связанные с подменой ГПС-сигналов, и позволяет навигацию в условиях отсутствия сигналов ГПС. Подход тестировался в двух сценариях с использованием симулятора AirSim на базе Unreal Engine для моделирования дронов. Результаты оказались перспективными: среднее поперечное отклонение составило менее 1,4 м, а минимальное расстояние до контрольных точек – менее 1 м.

Несколько исследований применяли методы ИИ в области навигации, включая адаптивную нейро-нечеткую систему вывода (ANFIS) в [9], радиально-базисные нейронные сети (RBFNN) в [10; 11].

ОРНС также применялась в системах навигации. Например, в [12] она использовалась для заполнения пропущенных значений в наборах данных для анализа данных и машинного обучения. ОРНС учитывает зависимости между данными лучше, чем статистические методы, такие как использование средних или медианных значений. Было доказано, что ОРНС более эффективна, чем статистические методы, особенно на больших наборах данных. В данной работе ОРНС используется для компенсации сигналов ГПС при их задержке или отсутствии по различным причинам.

Методы

Описание системы

Ориентация мобильного объекта может быть описана с помощью углов Эйлера или кватернионов. Основным преимуществом использования кватернионов является линейность кинематических уравнений в представлении кватернионов, а также отсутствие сингулярностей [13]. Вектор состояния x в ОФК содержит параметры ориентации (кватернионы), местоположение объекта (LlA : широта, долгота, высота), скорости объекта (V_{ned} : Север, Восток, Вниз), а также смещения гироскопа и акселерометра. Фильтр Калмана состоит из двух основных фаз: прогнозирования и коррекции. В фазе прогнозирования используется информация о предыдущих значениях вектора состояния для априорной оценки нового вектора состояния. Фаза коррекции использует измерения сигналов ГПС для корректировки вектора состояния. Полное описание системных уравнений и ОФК представлено в [14].

Интеграция ГПС/ ИНС и ОРНС

Интеграция ГПС/ ИНС выполняется на каждом такте выборки. При наличии сигналов ГПС информация о местоположении и скорости получается из данных ГПС и используется в фазе коррекции ОФК. Пусть частота данных от ГПС равна $R_{\text{ГПС}}$, а частота данных от акселерометров и гироскопов – $R_{\text{аг}}$. Поскольку $R_{\text{аг}}$ больше $R_{\text{ГПС}}$, фаза прогнозирования фильтра Калмана будет выполняться чаще, чем фаза коррекции. Если сигнал ГПС задерживается, ошибка интеграции будет накапливаться, что приведет к увеличению ошибки определения навигационных параметров.

ОРНС применяется в фазе коррекции, если данные ГПС отсутствуют. При наличии сигнала ГПС, ОРНС обучается и обновляет свои параметры. Полная схема интеграции представлена на рис. 1.

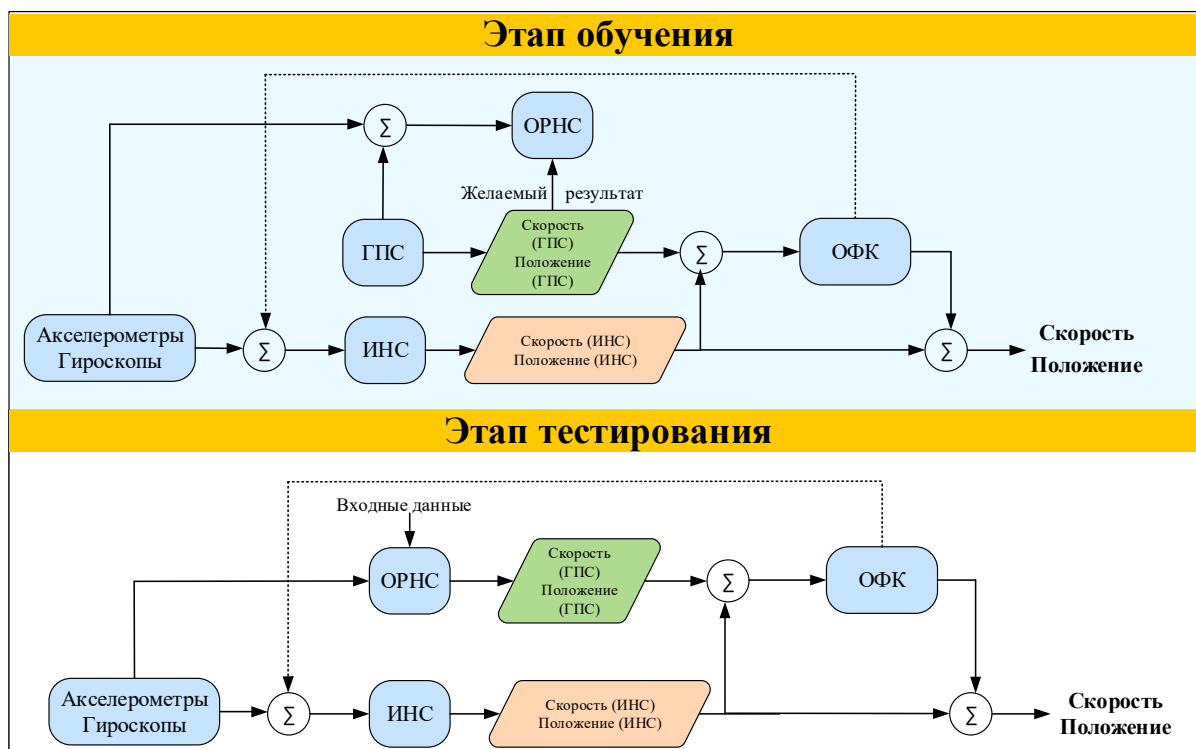


Рис. 1. Схема сочетания ГПС/ИНС и ОРНС

Fig. 1. Flowchart of combination GPS/INS and GRNN

На этапе обучения ОРНС использует входные данные и требуемые выходные значения, полученные из доступных измерений ГПС. В результате получается обученная модель ОРНС, которая, в случае отсутствия измерений ГПС, используется для оценки измерений с целью компенсации недоступности ГПС.

ОРНС

ОРНС представляет собой однонаправленную модель искусственной нейронной сети, состоящую из четырех слоев: входного слоя, слоя образцов, сумматорного слоя и выходного слоя. В отличие от сети искусственного интеллекта с обратным распространением ошибки, итеративное обучение не требуется. Каждый слой структуры содержит различное количество нейронов и последовательно соединен со следующим слоем [15]:

– первый слой – входной слой. Число нейронов в этом слое соответствует количеству характеристик данных;

– слой образцов. Количество нейронов равно числу данных в обучающем наборе. В нейронах этого слоя вычисляются расстояния между обучающими данными и тестовыми данными.

Полученные результаты проходят через радиально-базисную функцию (функцию активации) с параметром σ , после чего определяются значения весов;

– сумматорный слой состоит из двух частей: числителя и знаменателя. Числитель включает сумму произведений выходных данных обучения и результатов функции активации (весовых значений). Знаменатель представляет собой сумму всех весовых значений. Этот слой передает числитель и знаменатель в следующий выходной слой;

– выходной слой. Содержит один нейрон, который вычисляет выходное значение путем деления числителя сумматорного слоя на его знаменатель.

Математическое уравнение ОРНС имеет вид

$$Y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N y_k K(x, x_k)}{\sum_{k=1}^N K(x, x_k)}, \quad (1)$$

где $Y(x)$ представляет собой прогнозное значение для входных данных (в нашем случае – Y это вектор из шести компонент: три для местоположения и три для скорости; y_k – это вес активации для нейрона слоя шаблонов на k -м такте; $K(x, x_k)$ – ядро радиальной базисной функции (гауссово ядро), формула которого приведена ниже (отличается от гауссова ядра).

$$K(x, x_k) = K_k = e^{-\frac{d_k}{2\sigma^2}}, \quad (2)$$

$$d_k = (x - x_k)^T (x - x_k), \quad (3)$$

где d_k – это квадрат евклидова расстояния между обучающими образцами x_k и входными данными x .

$$Y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N y_k W_k}{\sum_{k=1}^N W_k},$$

$$W_k = e^{-\frac{(x-x_k)^2}{2\sigma^2}}$$

Параметр σ определяет, как сильно различаются веса W_k . Если σ велико, все W_k становятся примерно равными и выражение приближается к обычному среднему y_k . Если σ мало, на сумму будут сильно влиять слагаемые с наибольшими d_k , что изменит результат. Параметр σ влияет на вес каждого слагаемого в сумме. Если изменить σ , изменится относительная значимость различных y_k , что приведёт к другому результату. Таким образом, σ играет ключевую роль в выражении и не может быть исключено.

На k -м такте x_k содержит:

- 3 компоненты данных акселерометров (на тактах $k, k-1, k-2, k-3$);
- 3 компоненты данных гироскопов (на тактах $k, k-1, k-2, k-3$);
- 3 компоненты данных скорости (на тактах $k-1, k-2, k-3, k-4$);
- 3 компоненты координат LIA (на тактах $k-1, k-2, k-3, k-4$).

Общий размер входных данных составляет $12 \times 4 = 48$.

На этапе обучения выходные данные содержат:

- 3 компоненты скорости (на такте k);
- 3 компоненты координат LIA (на такте k).

Общий размер выходных данных составляет 6. Структура ОРНС представлена на следующем рис. 2.

Набор данных

Набор данных содержит всю необходимую информацию, включая данные акселерометров, гироскопов и ГПС. Частота данных ГПС составляет 10 Гц, а частота данных акселерометров и гироскопов – 100 Гц.

Результаты работы

Для оценки и имитации отсутствия сигнала ГПС были созданы два периода прерывания сигнала на двух разных тактах с различной длительностью: первое прерывание длилось 40 с, а второе – 30 с. Данный набор данных не содержит вариаций по высоте. Общее время эксперимента составляет 760 с. Результаты эксперимента представлены на рис. 3–6.

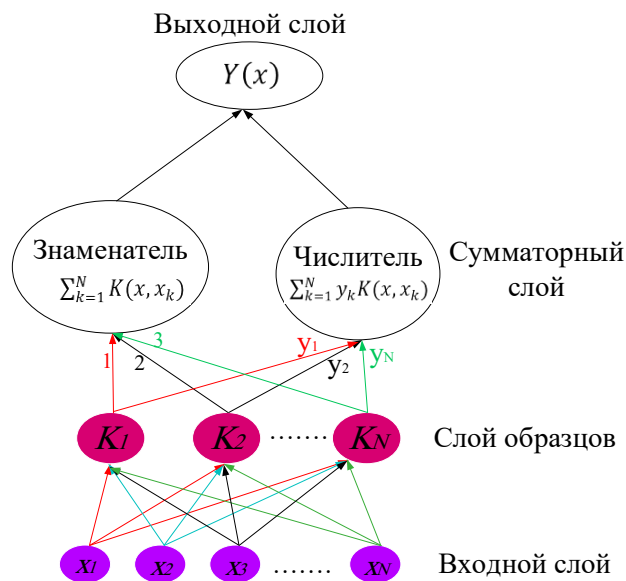


Рис. 2. Общая структура ОРНС

Fig. 2. General structure of GRNN

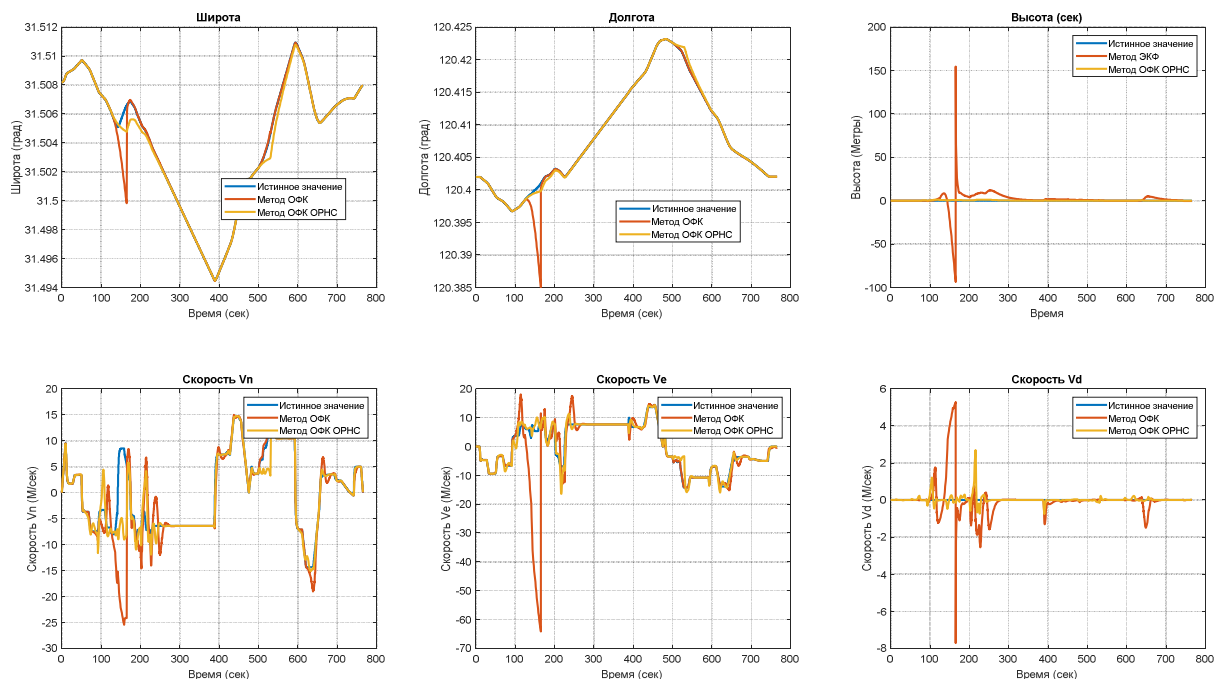


Рис. 3. LLA и скорость

Fig. 3. LLA and velocity

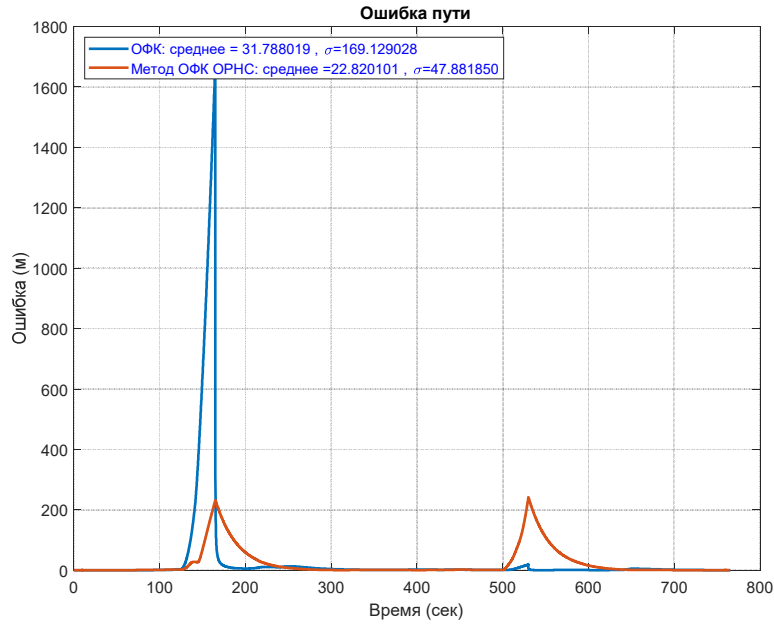


Рис. 4. Горизонтальная ошибка пути

Fig. 4. Horizontal path error

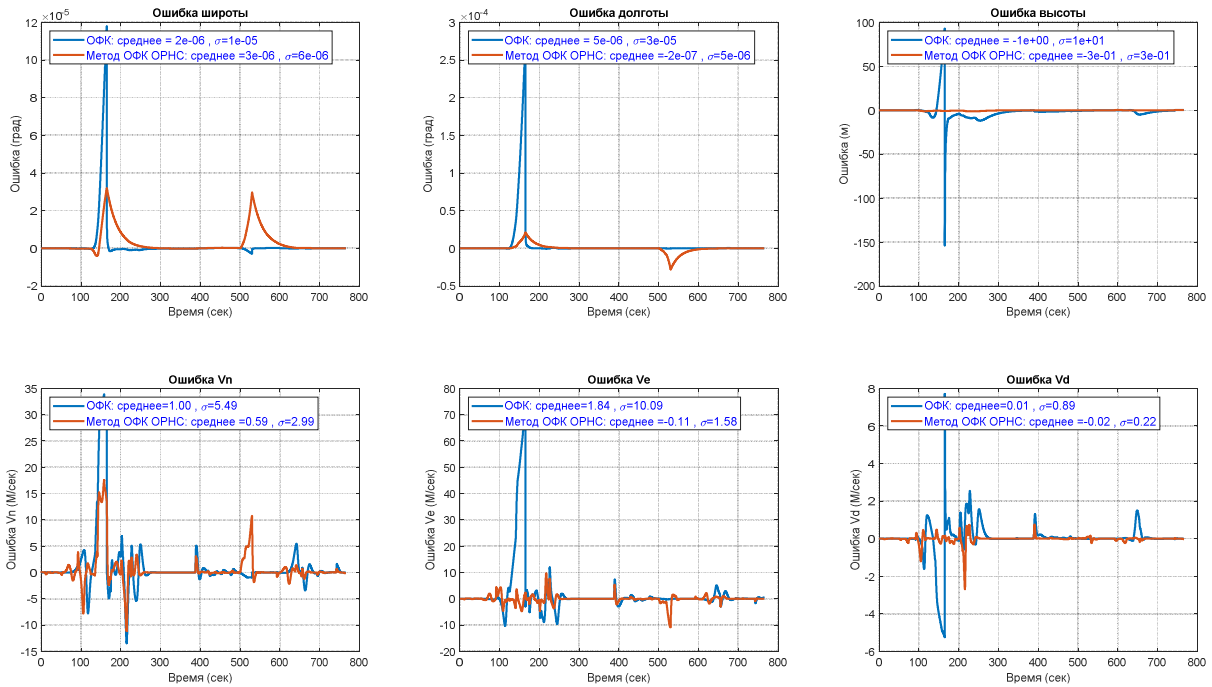


Рис. 5. Ошибка в *LLA* и скорости

Fig. 5. Error of *LLA* and velocity

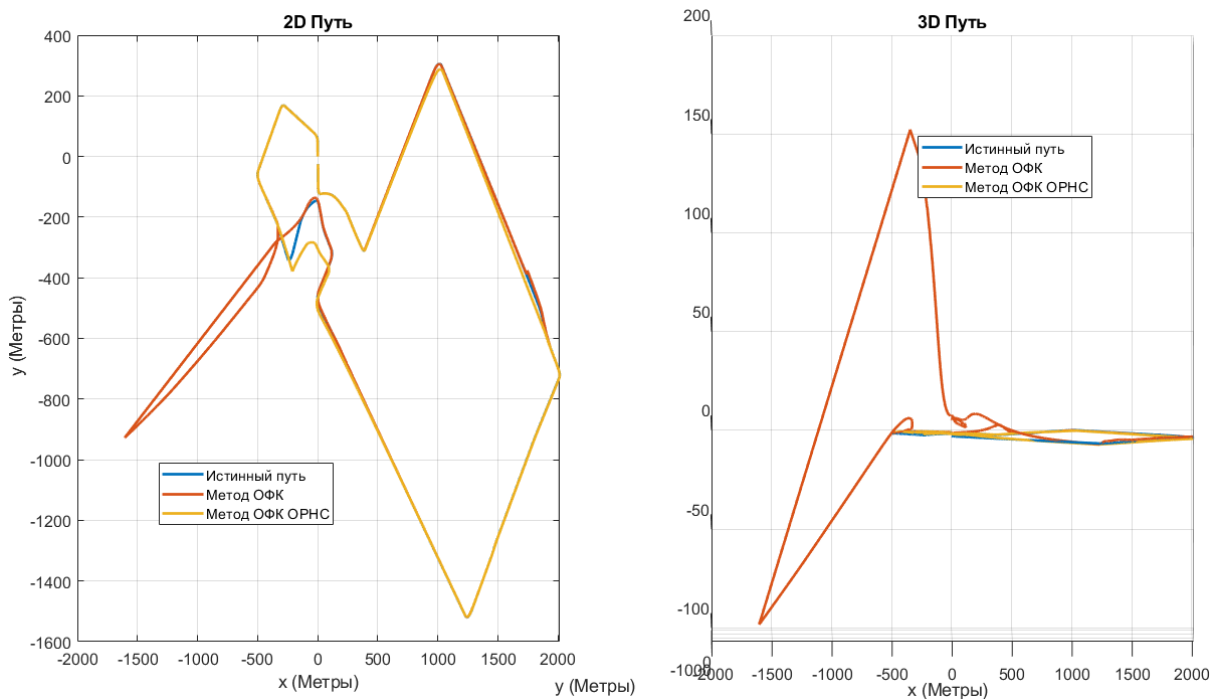


Рис. 6. Путь

Fig. 6. The path

В таблице показано численное сравнение результатов.

Сравнение результатов

Параметр	Первый набор данных			
	Ошибка	ОФК	ОФК-РНС	Улучшение, %
Высота (м)	Среднее	1	0,3	70
	СКО	10	0,3	97
V_n (м/с)	Среднее	1	0,59	41
	СКО	5,49	2,99	45,53
V_e (м/с)	Среднее	1,84	0,11	94,14
	СКО	10,09	1,58	84,34
V_d (м/с)	Среднее	0,01	0,02	–
	СКО	1,89	0,22	88,35
Горизонтальная ошибка (М)	Среднее	31,78	22,82	28,19
	СКО	169,13	47,88	71,69

Примечание. СКО – среднеквадратическое отклонение.

Обсуждение

Использование преимуществ процедуры обучения ОРНС позволяет определить оптимальное значение параметра σ . Лучшей практикой является нахождение значения, при котором среднеквадратическая ошибка (MSE) минимальна. Обучение осуществляется с использованием входных данных для нахождения σ , соответствующего минимальному значению MSE. Результаты показывают, что метод ОРНС – ОФК превосходит метод, использующий только ОФК, и точность определения навигационных параметров значительно возрастает. Такое улучшение производительности связано с основными преимуществами оценки, выполняемой ОРНС, которая

всегда способна сходиться к глобальному решению и не застревает в локальном минимуме, в отличие от стандартных прямораспространённых сетей, обучаемых методом обратного распространения ошибки.

Кроме того, входные данные содержат характеристики, основанные на предыдущих значениях целевых данных (это означает предыдущие значения LIA и скоростей), а также данные инерциальных измерений объекта, которые напрямую влияют на целевые выходные значения ОРНС. Благодаря этому ОРНС способна моделировать нелинейные зависимости между входными данными и целевыми выходными данными. ОРНС также обладает способностью ускорять процесс обучения, что позволяет сети обучаться быстрее. Обучение ОРНС происходит с использованием однопроходного метода (1-pass), занимая лишь небольшую часть времени, необходимого для обучения стандартных прямораспространённых сетей с использованием метода обратного распространения ошибки. Параметр σ , называемый широтой (Spread), является единственным свободным параметром в сети, который часто определяется методом перекрёстной проверки при различных применениях ОРНС.

Области применения результатов – отслеживание целей, наблюдение за недоступными местами и сбор информации.

Заключение

В проведённом исследовании было продемонстрировано, что использование обобщённой регрессионной нейронной сети (ОРНС) для компенсации отсутствующих данных ГПС эффективно повышает точность параметров автономной навигации, таких как положение и скорость. Интеграция ОРНС со слабо связанной фильтрацией Калмана показала надёжные результаты, превосходя традиционный подход, основанный только на ОФК. Это подтверждается успешной симуляцией отсутствия данных ГПС, что делает предложенный метод перспективным для применения в условиях отсутствия или задержки сигналов ГПС.

Доступность данных: Данные представлены в виде сырых данных и истинных параметров калибровки (https://github.com/Shelfcol/gps_imu_fusion/tree/main)

Библиографические ссылки

1. Braasch M. S. Inertial navigation systems // *Aerospace Navigation Systems*. 2016. P. 1–25. Doi: 10.1002/9781119163060.ch1
2. Jekeli C. Inertial navigation systems with geodetic applications. Walter de Gruyter GmbH & Co KG. 2023.
3. Phelts R. E., Akos D. M. Nominal signal deformations: limits on GPS range accuracy // *The 2004 International Symposium on GNSS/GPS*. 2004. Vol. 6. P. 8.
4. Gui P., Tang L., Mukhopadhyay S. MEMS based IMU for tilting measurement: Comparison of complementary and kalman filter based data fusion // *2015 IEEE 10th conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. IEEE, 2015. P. 2004–2009.
5. A general regression neural network / D. F. Specht et al. // *IEEE transaction on neural networks*. 1991. Vol. 2, No. 6. P. 568–576.
6. New methods based on a genetic algorithm back propagation (GABP) neural network and general regression neural network (GRNN) for predicting the occurrence of trihalomethanes in tap water / K. Liu et al. // *Science of the Total Environment*. 2023. Vol. 870. P. 161976.
7. Aslinezhad M., Malekijavan A., Abbasi P. ANN-assisted robust GPS/INS information fusion to bridge GPS outage // *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*. 2020. Vol. 2020, No. 1. P. 129.
8. Deep convolutional neural network based autonomous drone navigation / K. Amer et al. // *Thirteenth International Conference on Machine Vision*. SPIE. 2021. Vol. 11605. P. 16–24.

9. INS error estimation based on an ANFIS and its application in complex and covert surroundings / Y. Duan et al. // *ISPRS International Journal of Geo-Information*. 2021. Vol. 10, No. 6. P. 388.
10. Online INS/GPS integration with a radial basis function neural network / R. Sharaf et al. // *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. 2005. Vol. 20, No. 3. P. 8–14.
11. Research on Integrated Navigation Algorithm Based on Radial Basis Function Neural Network / H. Liu et al. // *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2021. Vol. 1961, No. 1. P. 012031.
12. Татарникова Т. М., Боженко В. В. Основные принципы работы обобщенной регрессионной нейронной сети при заполнении пропущенных значений в наборах данных // *Продукты и системы*. Т. 37, № 3. С. 364–368.
13. Representing attitude: Euler angles, unit quaternions, and rotation vectors / et al. Diebel J. // *Matrix*. 2006. Vol. 58, No. 15–16. P. 1–35.
14. Crassidis J. L. Sigma-point Kalman filtering for integrated GPS and inertial navigation // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2006. Vol. 42, No. 2. P. 750–756.
15. Ghritlahre H. K., Prasad R. K. Exergetic performance prediction of solar air heater using MLP, GRNN and RBF models of artificial neural network technique // *Journal of environmental management*. 2018. Vol. 223. P. 566–575.

References

1. Braasch M. S. Inertial navigation systems. *Aerospace Navigation Systems*. 2016, P. 1–25. Doi: 10.1002/9781119163060.ch1
2. Jekeli C. Inertial navigation systems with geodetic applications. *Walter de Gruyter GmbH & Co KG*. 2023.
3. Phelts R. E., Akos D. M. Nominal signal deformations: limits on GPS range accuracy. *The 2004 International Symposium on GNSS/GPS*. 2004. Vol. 6. P. 8.
4. Gui P., Tang L., Mukhopadhyay S. MEMS based IMU for tilting measurement: Comparison of complementary and kalman filter based data fusion. *2015 IEEE 10th conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. IEEE, 2015. P. 2004–2009.
5. Specht D. F. et al. A general regression neural network. *IEEE transaction on neural networks*. 1991, Vol. 2, No. 6, P. 568–576.
6. Liu K. et al. New methods based on a genetic algorithm back propagation (GABP) neural network and general regression neural network (GRNN) for predicting the occurrence of trihalomethanes in tap water. *Science of the Total Environment*. 2023, Vol. 870, P. 161976.
7. Aslinezhad M., Malekijavan A., Abbasi P. ANN-assisted robust GPS/INS information fusion to bridge GPS outage. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*. 2020, Vol. 2020, No. 1, P. 129.
8. Amer K. et al. Deep convolutional neural network based autonomous drone navigation. *Thirteenth International Conference on Machine Vision. SPIE*. 2021, Vol. 11605, P. 16–24.
9. Duan Y. et al. INS error estimation based on an ANFIS and its application in complex and covert surroundings. *ISPRS International Journal of Geo-Information*. 2021, Vol. 10, No. 6, P. 388.
10. Sharaf R. et al. Online INS/GPS integration with a radial basis function neural network. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. 2005, Vol. 20, No. 3, P. 8–14.
11. Liu H. et al. Research on Integrated Navigation Algorithm Based on Radial Basis Function Neural Network. *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2021, Vol. 1961, No. 1, P. 012031.
12. Tatarnikova, T.M., Bozhenko, V.V. [Basic principles of generalized regression neural network for filling missing values in data sets]. *Software & Systems*. Vol. 37, No. 3, P. 364–368 (In Russ.).
13. Diebel J. et al. Representing attitude: Euler angles, unit quaternions, and rotation vectors. *Matrix*. 2006, Vol. 58, No. 15–16, P. 1–35.

14. Crassidis J. L. Sigma-point Kalman filtering for integrated GPS and inertial navigation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2006, Vol. 42, No. 2, P. 750–756.

15. Ghritlahre H. K., Prasad R. K. Exergetic performance prediction of solar air heater using MLP, GRNN and RBF models of artificial neural network technique. *Journal of environmental management*. 2018, Vol. 223, P. 566–575.

© Ассад А., Сериков С. А., 2025

Ассад Аммар – аспирант; Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения. E-mail: ammar.assad225@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0001-9148-6752>

Сергей Анатольевич Сериков – доктор технических наук, доцент, профессор кафедры электромеханики и робототехники; Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения. E-mail: srkv@inbox.ru. <https://orcid.org/0000-0002-3668-2459>

Ammar Assad – Postgraduate student; St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation. E-mail: ammar.assad225@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0001-9148-6752>

Serikov Sergey Anatolievich – Dr. Sc., Associate Professor, Professor; St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation. Email: srkv@inbox.ru. <https://orcid.org/0000-0002-3668-2459>

Статья поступила в редакцию 29.01.2025; принята к публикации 27.03.2025; опубликована 30.06.2025
The article was submitted 29.01.2025; accepted for publication 27.03.2025; published 30.06.2025

Статья доступна по лицензии Creative Commons Attribution 4.0
The article can be used under the Creative Commons Attribution 4.0 License