УДК 621.396.94; 004.89 DOI: 10.62955/0135-3748-2024-265

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ С РЕЖИМОМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ШИРОКОПОЛОСНЫХ РАДИОКАНАЛОВ ПО ДАННЫМ ПАССИВНЫХ РАДИОСЕНСОРОВ

А.А. Кислицын, Н.В. Рябова, М.А. Кислицына, Н.А. Конкин

Поволжский государственный технологический университет, Йошкар-Ола, Россия, KislitsinAA@volgatech.net

INTELLIGENT DIAGNOSTIC SYSTEM WITH A MODE FOR PREDICTING THE PARAMETERS OF BROADBAND RADIO CHANNELS BASED ON DATA FROM GNSS PASSIVE RADIO SENSORS

A.A. Kislitsin, N.V. Ryabova, M.A. Kislitsina, N.A. Konkin

Volga State University of Technology, Yoshkar-Ola, Russia, KislitsinAA@volgatech.net

Аннотация. Решается задача диагностики параметров широкополосных радиоканалов с режимом прогнозирования на основе методов интеллектуального анализа данных пассивных радиосенсоров глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС). Для задачи прогнозирования параметров широкополосных радиоканалов применена специальная рекуррентная нейронная RNN LSTM-сеть. Экспериментально показано, что достигается высокая точность прогноза: средняя абсолютная процентная ошибка составила менее 5 % при коэффициенте детерминации более 89 %.

Ключевые слова: пассивный радиосенсор ГНСС, нейронная сеть, полное электронное содержание, полоса когерентности, внутримодовая дисперсия.

Abstract. The problem of diagnosing the parameters of broadband radio channels in forecasting mode is addressed using intelligent data analysis methods from passive radio sensors of global navigation satellite systems (GNSS). A specialized recurrent neural network (RNN LSTM) was used to predict the parameters of broadband radio channels. Experimentally, it has been shown that high forecast accuracy is achieved, with an average absolute percentage error of less than 5% and a coefficient of determination greater than 89%.

Keywords: passive GNSS radio sensor, neural network, total electron content, coherence band, intra-mode dispersion.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время трансионосферная радиосвязь связь играет ведущую роль при организации инфокоммуникационной структуры страны и относится к одному из основных видов связи, способной обеспечить передачу больших объёмов информации на дальние расстояния. Спутниковая связь обеспечивается за счёт распространения волновых пакетов через изменчивые слои атмосферы и ионосферу [Иванов и др., 2023]. Стоит отметить, что в условиях переменного и непредсказуемого влияния ионосферы эффективная реализация широкополосных систем WGS (Wideband Global Satcom) и систем с высокой пропускной способностью HTS (High Throughput Satellites) затруднена из-за негативного влияния внутримодовой дисперсии групповой задержки в канале [Иванов и др., 2023]. В связи с этим проблема исследования и прогнозирования параметров широкополосных радиоканалов трансформируется в задачу влияния изменчивости геофизических факторов и в первую очередь – полного электронного содержания (ПЭС) ионосферы [Yasyukevich et al., 2020]. Таким образом, существует неотложная потребность в надежных методах диагностики и прогнозирования ПЭС, а также системных параметров для обеспечения стабильной радиосвязи. В настоящее время актуальными инструментами прогнозирования параметров канала, в том числе геофизических — ПЭС, являются интеллектуальные системы на основе нейронных сетей [Shenvi, Virani 2023; Ruwali et al. 2020]. Дальнейшее развитие подхода с применением нейронных сетей позволит адаптировать широкополосную систему связи к сложным и непредсказуемым условиям с эффективным частотно-энергетическим ресурсом канала.

Цель работы — развитие интеллектуальных методов исследования и диагностики параметров широкополосных трансионосферных радиоканалов с режимом прогнозирования на основе искусственных нейронных сетей.

МЕТОД ДИАГНОСТИКИ ПАРАМЕТРОВ ШИРОКОПОЛОСНЫХ КАНАЛОВ ПО ДАННЫМ ПАССИВНЫХ РАДИОСЕНСОРОВ ГНСС С РАЗВИТЫМ АЛГОРИТМОМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Диагностика параметров широкополосных радиоканалов ССС базируется на данных пассивных радиосенсоров, работающих в диапазоне частот 1100…1610 МГц. Созданные алгоритмы и программное обеспечение позволяют обрабатывать большой объём данных со спутников в формате RINEX, трансформируемых в текущие значения ПЭС ионосферы. Получаемые средние значения ПЭС по фазовым и кодовым измерениям используются для определения суточных вариаций параметра дисперсии групповой задержки *GDD* и текущей полосы когерентности канала [Кислицын А.А., 2019].

Была установлена связь между ПЭС и коэффициентом дисперсии групповой задержки GDD [Иванов и др., 2023]:

$$\mathrm{GDD} = -\frac{1}{2\pi}\frac{k\mathrm{TEC}}{c\bar{f}^{3}} = -\frac{1}{2\pi}\frac{k\mathrm{TEC}}{cf_r^3}\left(\frac{\bar{f}}{f_r}\right)^{-3} = |\,\mathrm{GDD}_r\,|\,\mathrm{RF}^{-3}, \quad (1)$$

где *TEC* — ПЭС в TECU, (1 TECU = 10^{16} м$^{-2}$), $k = 80{,}5\,[m^3/c^2]$; c — скорость света; $\bar{f}$ –

относительная частота; f_r – опорная частота; $\mathrm{RF} = \bar{f}/f_r$ – относительная частота (Relative Frequency); GDD_r — коэффициент дисперсии групповой задержки на опорной частоте.

Осуществляя переход от полосы когерентности в угловых частотах $\Omega_c = \sqrt{8/|\mathrm{GDD}|}$ к обычной частоте *f*, выражение для полосы когерентности будет иметь следующий вид:

$$B_c = \Omega_c/2\pi = 4\pi\sqrt{\frac{c\bar{f}^3}{k\mathrm{TEC}}} = 4\sqrt{\frac{\pi c\bar{f}_r^3}{k\mathrm{TEC}}}\mathrm{RF}^{\frac{3}{2}} = B_{cr}\mathrm{RF}^{\frac{3}{2}}, \quad (2)$$

где Ω_{cr} — полоса когерентности на опорной частоте.

Для общности сомножители в выражениях (1), (2) были разделены на геофизическую и частотную составляющие. Изменение от геофизических факторов через ПЭС на опорной частоте характеризуют сомножители GDD_{cr} и B_{cr}. Второй сомножитель *RF* позволяет пересчитать параметры, полученные для канала на опорной частоте, на их значения для каналов на любой другой рабочей частоте $\bar{f}$.

Структурная схема, реализующая алгоритм работы рассмотренного метода с применением сети пассивных сенсоров ГНСС, представлена на рис. 1. Интеллектуальная система обеспечивает работу в двух основных режимах: режим анализа — осуществляется методом диагностики параметров трансионосферного канала и адаптации в геофизическом времени предельной полосы частот канала до максимально возможной; режим прогнозирования значений предельных параметров радиоканала с применением специализированной нейронной сети. Реализация обработки данных ПЭС и обучения моделей нейронной сети осуществляется на языке программирования Python с использованием фреймворка Keras, библиотеки Tensorflow. Для задачи прогнозирования полосы когерентности трансионосферных радиоканалов используется специальная рекуррентная нейронная RNN LSTM-сеть.

ЭКСПЕРИМЕНТЫ ПО ДИАГНОСТИКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ПОЛОСЫ КОГЕРЕНТНОСТИ

Апробация интеллектуальной системы диагностики с режимом прогнозирования проводилась на основе данных натурных экспериментов на трансионосферных радиолиниях. В качестве исходных параметров использовались данные фазовых и кодовых измерений пассивных радиосенсоров ГНСС за 261 день. В рамках тестовой выборки достигнутые значения MAE, R2 и MAPE выступают ключевыми метриками, которые определяют уровень точности прогнозирования параметров радиолинии. Результаты обучения и валидации по метрике средней абсолютной процентной ошибки синтезированной рекуррентной нейронной сети прогнозировались от одного до семи дней. Было установлено, что для обучения нейронной сети необходимо 20 эпох.

На рис. 2 приведен полученный временной ход полосы когерентности для случая обучения, валидации и прогноза синтезированной рекуррентной нейронной сети.

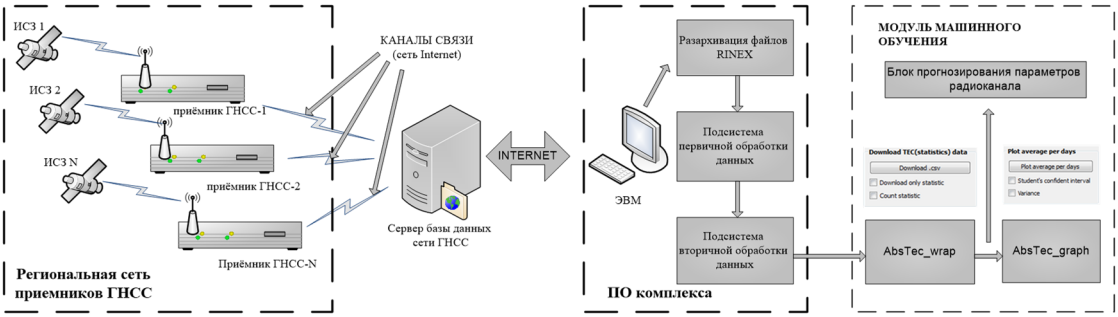

Рис. 1. Структурная схема работы пассивных сенсоров трансионосферных радиоканалов

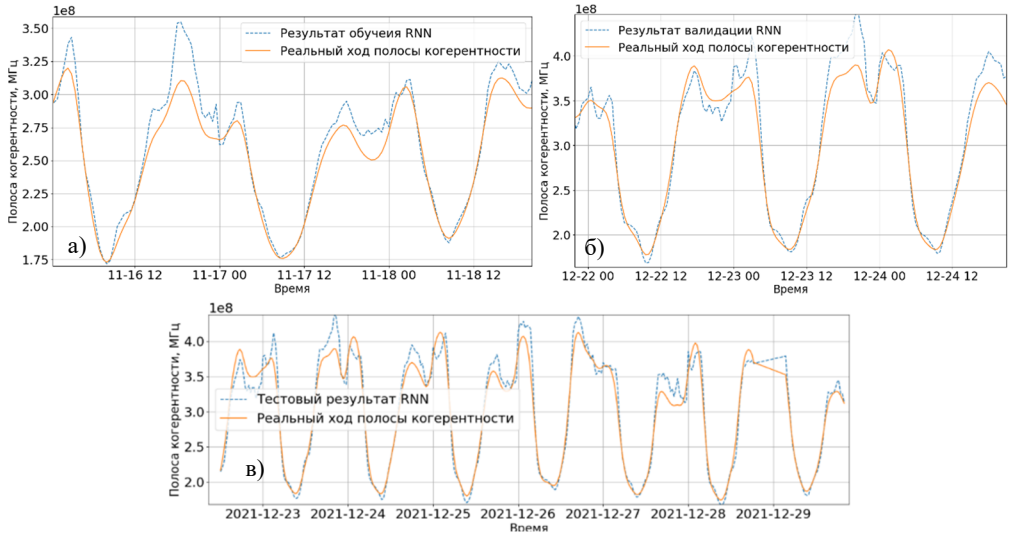

Рис. 2. Результаты обучения (а), валидации (б) и прогноза (в) синтезированной рекуррентной нейронной сети

В результате анализа полученных результатов, установлено, что интеллектуальная система обеспечивает высокую точность и адекватность в прогнозировании полосы когерентности, демонстрируя среднюю абсолютную процентную ошибку MAPE менее 5 % и коэффициент детерминации R2 более 89 %. Это говорит о высокой эффективности развитого подхода для задачи прогнозирования полосы радиоканала в максимально приближенных к реальным условиям функционирования систем связи.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Развит метод диагностики и прогнозирования параметров широкополосных трансионосферных радиоканалов на основе интеллектуальной системы в составе пассивных радиосенсоров ГНСС. Метод позволяет обрабатывать большой объём данных со спутников, трансформируемых по фазовым и кодовым измерениям в текущие значения ПЭС ионосферы с дальнейшим пересчётом в суточные вариации параметра дисперсии групповой задержки GDD и текущей полосы когерентности трансионосферного радиоканала. Для задачи прогнозирования полосы когерентности в интеллектуальную систему интегрирована специальная рекуррентная нейронная RNN LSTM-сеть. Способность обучения нейронной сети на основе экспериментальных данных и адаптации системных параметров канала к реальным условиям эксплуатации делает новый подход ключевым элементом оптимизации работы инфокоммуникационных систем и повышает их эффективность.

В целом интеллектуальная система продемонстрировала высокую точность для задачи прогнозирования с эффективными метриками средней абсолютной процентной ошибки менее 5 % при коэффициенте детерминации более 89 %.

Работа выполнена при поддержке гранта Российского научного фонда, проект № 23-19-00145.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Иванов Д.В., Иванов В.А., Рябова Н.В. и др. Обеспечение предельной широкополосности систем спутниковой радиосвязи в условиях внутримодовой дисперсии трансионосферных радиоканалов // Радиотехника и электроника. 2023. Т. 68, № 6. С. 571–578. DOI 10.31857/S0033849423060049, EDN XLUNDS.

Yasyukevich Y., Mylnikova A., Vesnin A. GNSS-based non-negative absolute ionosphere total electron content, its spatial gradients, time derivatives and differential code biases: Bounded-variable least-squares and Taylor series // Sensors. 2020. V. 20, N. 19. P. 1–20. DOI 10.3390/s20195702.

Shenvi N., Virani H. Forecasting of Ionospheric Total Electron Content Data Using Multivariate Deep LSTM Model for Different Latitudes and Solar Activity // J. Electrical and Computer Engineering. 2023. V. 2023. P. 1–13. DOI: https://doi.org/10.1155/2023/2855762.

Ruwali A., Kumar A.J.S., Prakash K.B. et al. Implementation of Hybrid Deep Learning Model (LSTM-CNN) for Ionospheric TEC Forecasting Using GPS Data // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2021. V. 18, N 6. P. 1004–1008. DOI:10.1109/LGRS.2020.2992633.

Кислицын А.А. Комплексный подход к адаптивной компенсации дисперсионных искажений системных характеристик широкополосных трансионосферных радиоканалов // Вестник ПГТУ Серия Радиотехнические и инфокоммуникационные системы. 2019. № 3(43). С. 6–21.