



Краткосрочное прогнозирование вертикального полного электронного содержания ионосферы с применением локальной модели и технологии машинного обучения

А.О. Куприянов¹✉, Д.А. Морозов¹, Д. Замогильный¹

¹ Московский государственный университет геодезии и картографии,
Москва, Россия

✉ gnss@miigaik.ru

ЦИТИРОВАНИЕ Куприянов А.О., Морозов Д.А., Замогильный Д. Краткосрочное прогнозирование вертикального полного электронного содержания ионосферы с применением локальной модели и технологии машинного обучения // Известия вузов «Геодезия и аэрофотосъемка». 2025. Т. 69. № 2. С. 8–22. DOI:10.30533/GiA-2025-010.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА машинное обучение, спутниковая геодезическая аппаратура, глобальная навигационная спутниковая система, мониторинг параметров ионосферы, прогнозирование ионосферы, локальная модель ионосферы

АННОТАЦИЯ В работе представлены результаты экспериментальной апробации, основанной на методе машинного обучения технологии краткосрочного прогнозирования параметров ионосферы. Рассмотрены вопросы обучения модели и сбора банка данных для обучения, прогнозирования параметров ионосферы по данным глобальных ионосферных карт и локальной модели ионосферы. Приведены сведения о программном обеспечении, используемом для мониторинга и краткосрочного прогнозирования параметров ионосферы, в том числе для машинного обучения. Произведена оценка точности результатов, полученных в ходе экспериментальной апробации технологии прогнозирования параметров ионосферы. Для выбранной локальной области: 1) создана основанная на машинном обучении локальная модель краткосрочного прогнозирования параметров ионосферы; 2) выполнено моделирование параметров ионосферы в локальной области по наблюдениям глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС) на станциях сети Международной ГНСС-службы (англ. International GNSS Service, IGS); 3) произведена оценка точности краткосрочного прогнозирования ионосферы при использовании входных данных из локального моделирования и из глобальной модели ионосферы. Установлено, что модель краткосрочного прогнозирования параметров ионосферы, обученная по данным глобальных ионосферных карт, способна функционировать

по данным локального моделирования ионосферы, при этом среднеквадратическая погрешность прогноза увеличивается на 0,468 TECU. Это обеспечивает в два раза и более высокую точность, чем при использовании физических моделей ионосферы, таких как IRI-2016.

1 Введение

Зачастую для решения задач в области геодезии, навигации, радиолокации и организации радиосвязи необходимо знать параметры ионосферы на заданный момент времени в будущем. К таким задачам относятся планирование и производство геодезических работ с применением спутниковой геодезической аппаратуры, разработка систем широкозонной дифференциальной коррекции, обеспечение позиционирования и навигации по сигналам глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС) [1], радиосвязи [2, 3], радиолокации и изучение космической погоды [4, 5]. Для решения подобных задач используются физические модели ионосферы, такие как IRI-2016 / IRI-2020 [6] и NeQuick [7]. Эти модели позволяют получать параметры ионосферы на заданный момент времени по ограниченному набору входных параметров. В качестве таких параметров может использоваться число Вольфа (R), поток радиоизлучения на волне 10,7 см ($F 10.7$), ионосферный индекс солнечной активности (IG12). Недостатком данного подхода является относительно низкая точность определения искомых параметров. В качестве альтернативного метода решения данной задачи нами разработана технология краткосрочного прогнозирования распределения вертикального полного электронного содержания в ионосфере. Технология включает в себя систему локального мониторинга вертикального полного электронного содержания (*англ.* Vertical Total Electronic Content, VTEC) по измерениям ГНСС и модель для краткосрочного прогнозирования ионосферы, созданную при помощи метода машинного обучения [8, 9]. Метод машинного обучения в последние годы нашел широкое применение при решении задач ионосферного мониторинга и применяется для исследования ионосферных возмущений в полярных и экваториальных областях [10–12], изучения связей между ионосферными возмущениями и литосферными процессами и для прогнозирования параметров ионосферы [13, 14].

Глобальные ионосферные карты (*англ.* Global Ionospheric Maps, GIM) предоставляют большую базу данных для машинного обучения, но не могут быть получены в реальном времени. Вследствие этого входными данными для обученной модели могут послужить параметры ионосферы, полученные путем ее локального мониторинга по наблюдениям на одной или нескольких постоянно действующих станциях наблюдений ГНСС. Эти модели имеют разные временное и пространственное разрешение, точность и другие параметры. В связи с этим возникает вопрос о том, насколько корректно будет работать модель краткосрочного прогнозирования ионосферы обучения на данных GIM, использующая при этом входные параметры, полученные методом локального мониторинга.

Цель предлагаемого исследования — установление возможности применения модели краткосрочного прогнозирования ионосферы, обученной на данных GIM с применением входных параметров из локальной модели ионосферы, и оценка точности прогнозирования. Данное исследование актуально в связи с тем, что краткосрочное прогнозирование ионосферы является актуальной задачей в ряде областей, а предложенный подход к ее решению может позволить повысить точность получаемого прогноза по сравнению с применением физических моделей ионосферы. Целевыми параметрами модели являются обеспечение существенно меньших погрешностей прогнозирования VTEC, чем при использовании физических моделей ионосферы, и возможность организации ее работы в режиме реального времени. Для сравнения будет использоваться модель IRI-2016.

Разработанная модель позволяет, используя текущее значение VTEC в заданной точке, вычислить значение VTEC через заданный промежуток времени. При этом система локального мониторинга ионосферы используется с целью получения входных данных для модели. Принципиальная схема работы технологии краткосрочного прогнозирования VTEC следующая:

1. В режиме реального времени по мультимастотным, мультисистемным наблюдениям ГНСС с одной или нескольких дифференциальных геодезических станций выполняется моделирование VTEC в локальной области для момента времени t .
2. Для заданной точки (или точек) в рамках локальной области составляются наборы входных данных для прогнозирования. Значение VTEC определяется на момент времени t , а остальные параметры на момент $t + dt$, где dt — период прогнозирования.
3. Полученные наборы входных данных передаются в обученную модель, и производится вычисление значений VTEC в выбранных точках для момента времени $t + dt$.

2 Материалы и методы

2.1 Модель для краткосрочного прогнозирования ионосферы

Для создания модели краткосрочного прогнозирования VTEC использована технология машинного обучения, а именно алгоритм случайного леса. Этот алгоритм выбран в силу следующих его возможностей, полезных в рамках решаемой задачи:

- 1) использование разнородных данных без необходимости их масштабирования и преобразования;
- 2) оценка значимости отдельных параметров для выбора лучшего набора данных для обучения модели;
- 3) использование при обучении больших объемов данных.

Принципиальная схема создания модели прогнозирования ионосферы на основе алгоритма случайного леса представлена на рис. 1. Голубыми стрелками показан порядок действий для обучения модели на основе базы данных параметров обучения. Красным цветом представлен порядок действий для прогнозирования на основе обученной модели и базы данных параметров обучения.

Рис. 1 ➔

Алгоритм создания ионосферной модели и прогнозирования по обученной модели

Fig. 1

An algorithm for creating an ionospheric model and forecasting using the trained model



Для обучения модели создан набор данных в форме временных рядов параметров продолжительностью в 11 лет и дискретностью в 15 минут, всего для каждого параметра используется 385 632 значения. Выбранный период начинается 1 января 2009 года и заканчивается 31 декабря 2019 года, что примерно соответствует последнему полному циклу солнечной активности. При обучении модели в выбранной локальной области задаются одна или несколько точек, для каждой из которых составляются временные ряды входных данных.

Использовались следующие источники и методы получения параметров для обучения модели прогнозирования ионосферы:

- геодезические координаты точки (задаются для каждой используемой при обучении точки);
- время по шкале UTC и местное время;
- фаза 11-летнего цикла солнечной активности;
- азимут и угол возвышения Солнца (вычисляются аналитически [15]);
- критическая частота слоя $F2$ и слоя E , электронная плотность слоев $F2$ и E , высота максимума слоя $F2$ (вычисляются по модели IRI-2016);
- VTEC и его градиенты на момент времени t , VTEC на момент времени $t + dt$ (интерполируются по глобальной ионосферной карте в формате IONEX).

Набор параметров выбирался с помощью метода оценки важности признаков, который работает на основе оценки случайностей в узлах деревьев решений. Посредством метода оценки важности был исключен ряд параметров для улучшения производительности, например индекс авроральной электроструи AE .

Обученная модель представляет собой файл, хранящий составленные деревья условий. Прогнозирование VTEC выполняется по этому набору деревьев условий и входным параметрам. Для обучения модели краткосрочного прогнозирования параметров ионосферы использовалось программное обеспечение собственной разработки, написанное на языке программирования Python с применением свободно распространяемых библиотек Scikit, Pandas, NumPy. При вызове программы ей передается набор параметров для прогнозирования на момент времени t . Выполнив расчеты, программа возвращает вычисленное значение VTEC на момент времени $t + dt$. Вывод и визуализация полученных значений производятся через программное обеспечение локального мониторинга ионосферы, которое рассмотрим далее.

2.2 Система локального мониторинга ионосферы

Система локального мониторинга ионосферы предназначена для создания локальных моделей распределения VTEC по мультисистемным, мультичастотным наблюдениям ГНСС на одной или нескольких дифференциальных геодезических станциях. Система включает в себя программное обеспечение мониторинга ионосферы IMI собственной разработки, аппаратное обеспечение, на котором оно выполняется, и источники данных (спутниковая геодезическая аппаратура или записанный с ее помощью файл наблюдений). Программное обеспечение разработано на языке программирования C++ с применением фреймворка QT.

Получение необходимой измерительной информации возможно следующими способами:

- через один или несколько последовательных портов (при этом данные могут поступать как с физического последовательного порта, к которому подключена спутниковая геодезическая аппаратура [СГА], так и с эмулированного, используемого для передачи данных от удаленной СГА через Интернет);
- из файлов наблюдений и навигационных файлов в формате RINEX (при этом обработка происходит точно так же, как при получении данных в реальном времени от СГА; результаты измерений по отдельным эпохам последовательно передаются и обрабатываются без учета будущих эпох).

Для проведения экспериментальной апробации моделирование производилось по данным из файлов наблюдений на станциях IGS за выбранный период времени.

IMI позволяет производить моделирование распределения VTEC в режиме, близком к реальному времени, используя мультимастотные кодовые и фазовые измерения псевдодальностей. Для вычисления ТЕС по направлению на конкретный спутник ГНСС используется зависимость ионосферной задержки от частоты радионавигационного сигнала. Благодаря этому, имея измерения псевдодальностей по двум сигналам одного спутника ТЕС и используя следующие формулы^{1,2} [16], получим:

$$1 \quad \textcircled{>} \quad TEC_p = \frac{f_{L1}^2 f_{L2}^2 [P_{A,L2}^q - P_{A,L1}^q + DCB_{A,L1-L2} + DCB_{L1-L2}^q]}{40,308(f_{L1}^2 - f_{L2}^2)},$$

где TEC_p — величина полного электронного содержания, вычисленная по кодовым псевдодальностям;

f_{L1} — несущая частота сигнала $L1$;

f_{L2} — несущая частота сигнала $L2$;

$P_{A,L2}^q$ — кодовая псевдодальность, измеренная на станции A по сигналу $L2$ спутника q ;

$P_{A,L1}^q$ — кодовая псевдодальность, измеренная на станции A по сигналу $L1$ спутника q ;

$DCB_{A,L1-L2}$ — межканальная задержка приемника, установленного на станции A для сигналов $L1$ и $L2$;

DCB_{L1-L2}^q — межканальная задержка спутника q для сигналов $L1$ и $L2$;

$$2 \quad \textcircled{>} \quad TEC_\Phi = \frac{f_{L1}^2 f_{L2}^2 [\Phi_{A,L2}^q - \Phi_{A,L1}^q + DCB_{A,L1-L2} + DCB_{L1-L2}^q]}{40,308(f_{L1}^2 - f_{L2}^2)},$$

где TEC_Φ — величина полного электронного содержания, вычисленная по фазовым псевдодальностям;

$\Phi_{A,L2}^q$ — фазовая псевдодальность, измеренная на станции A по сигналу $L2$ спутника q ;

$\Phi_{A,L1}^q$ — фазовая псевдодальность, измеренная на станции A по сигналу $L1$ спутника q .

У значений TEC_p большие случайные погрешности, но нет существенных систематических погрешностей при условии использования точных значений межканальных задержек. У значений TEC_Φ малые случайные погрешности, но есть существенная систематическая погрешность, обусловленная неточностью разрешения фазовой неоднозначности. Для получения итоговых ТЕС используются значения TEC_Φ с целью определения непосредственно изменений величины со временем и значения TEC_p для устранения систематического сдвига.

Далее необходимо произвести переход от ТЕС по направлению на спутник к VTEC. Для этого вычисляются точка пересечения сигналом ионосферы P_1 и функция отображения ионосферы F .

В программном обеспечении IMI в качестве однослойной модели ионосферы используется эллипсоид со следующими параметрами: большая полуось — 6 678 137,000 м, малая полуось — 6 656 752,314 м. Такой тонкий слой находится примерно на высоте 300 км над поверхностью Земли. Точка пересечения ионосферы представляет собой точку, в которой пересекаются отрезок «спутник — приемник» и эллипсоид.

Функция отображения ионосферы предназначена для перехода от ТЕС по направлению на спутник к VTEC в точке пересечения ионосферы. Вычисление VTEC выполняется следующим образом:

1 Wild U. Ionosphere and geodetic satellite systems, permanent GPS tracking data for modelling and monitoring // Geodätisch-geophysikalische Arbeiten in der Schweiz. 1994. No. 48. P. 155.

2 Guochang Xu, Yan Xu. GPS: Theory, Algorithms and Applications. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007. P. 340.

3 >

$$VTEC = TEC \cdot F,$$

где F — значение функции отображения ионосферы.

В IMI используется эллипсоидальная функция отображения. Для вычисления F применяется следующая формула³:

4 >

$$F = \frac{R_{PI}-50}{H} \cos Z + \frac{\sqrt{(R_{PI}+50+H^2)-(r+50)^2 \sin^2 Z}}{H},$$

где R_{PI} — длина радиус-вектора подыоносферной точки;

H — принятая высота верхней границы ионосферы, км;

Z — зенитный угол направления «приемник — спутник»;

R_{PI} — длина радиус-вектора точки пересечения ионосферы.

После того как выполнено вычисление всех значений VTEC для одной эпохи наблюдений, составляется локальная модель ионосферы для данной эпохи. Параметры локальной модели ионосферы представляют собой коэффициенты разложения в ряд Тейлора. Оценка параметров модели выполняется по методу наименьших квадратов параметрическим способом. Параметрическое уравнение связи имеет следующий вид⁴:

5 >

$$VTEC(B,L) = \sum_{n=0}^{n_{max}} \sum_{m=0}^{m_{max}} E_{nm} (B - B_0)^n (L - L_0)^m,$$

где B — геодезическая широта точки пересечения ионосферы;

L — геодезическая долгота точки пересечения ионосферы;

n_{max} — степень разложения по широте;

m_{max} — степень разложения по долготе;

E_{nm} — коэффициенты разложения в ряд Тейлора;

B_0 — геодезическая широта начальной точки P_0 (центральная точка локальной модели ионосферы);

L_0 — геодезическая долгота начальной точки P_0 .

В качестве измеренных величин используются все имеющиеся значения VTEC на рассматриваемую эпоху. По результатам уравнивания вычисляются значения коэффициентов и их средняя квадратическая погрешность (СКП). Вычисление значения VTEC для производной точки при помощи оцененных параметров выполняется непосредственно по формуле (5). Полученную модель можно либо применять для вычисления VTEC, либо преобразовать в сеточную модель (набор значений VTEC, заданных в узлах регулярной сетки). Параметры локальной модели ионосферы оцениваются для каждой эпохи наблюдений. Полученные параметры используются при вычислении VTEC для заданной точки в пределах локальной модели.

2.3 Экспериментальная апробация технологии

Целями экспериментальной апробации технологии являются проверка ее надежности по работе с реальным набором входных данных, поиск возможных неисправностей и оценка точности результатов прогнозирования.

Для экспериментальной апробации технологии выбрана область от 50,173° до 54,173° с. ш. и от 3,818° до 7,818° в. д. Полученная локальная область представлена на рис. 2. Данная область выбрана за счет наличия внутри нее и в непосредственной близости от нее шести станций Международной ГНСС-службы (англ. International GNSS Service, IGS) (REDU, BRUX, TIT2, DLF1, KOS1, WSRT), оснащенных современными СГА (Septentrio PolaRx5TR, PolaRx5e и PolaRx5, Javad Delta, Trimble Alloy) и предоставляющих мультисистемные, мультичастотные наблюдения ГНСС, необходимые для обеспечения оптимального качества

³ Guochang Xu, Yan Xu. GPS: Theory, Algorithms and Applications. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007. P. 340.

⁴ Wild U. Ionosphere and geodetic satellite systems, permanent GPS tracking data for modelling and monitoring // Geodätisch-geophysikalische Arbeiten in der Schweiz. 1994. No. 48. P. 155.

локального мониторинга ионосферы. Кроме того, данная область находится в средних широтах, не характеризуется тектонической и вулканической активностью или наличием техногенных источников ионизации. Это позволяет сделать предположение о слабом уровне возмущенности ионосферы, что является важным фактором для первого этапа экспериментальной апробации разработанной технологии. Непосредственно обучение модели краткосрочного прогнозирования ионосферы выполнялось для точки, соответствующей положению станции KOS1.

Рис. 2 ➔

Локальная область, выбранная для экспериментальной апробации

Fig. 2

Selected local area for experimental testing



В рамках экспериментальной апробации использовались входные данные для прогнозирования значения VTEC и его градиентов с дискретностью 30 секунд, полученные из двух источников:

- 1) глобальных ионосферных карт IGS в формате IONEX (далее — IGS GIM);
- 2) локальной модели ионосферы для выбранной области; локальная модель создана при помощи программного обеспечения IMI с дискретностью в 30 секунд и сохранена в виде файлов в формате IONEX (далее — локальная модель); локальная модель построена по наблюдениям ГНСС на станциях REDU, BRUX, TIT2, DLF1, KOS1, WSRT.

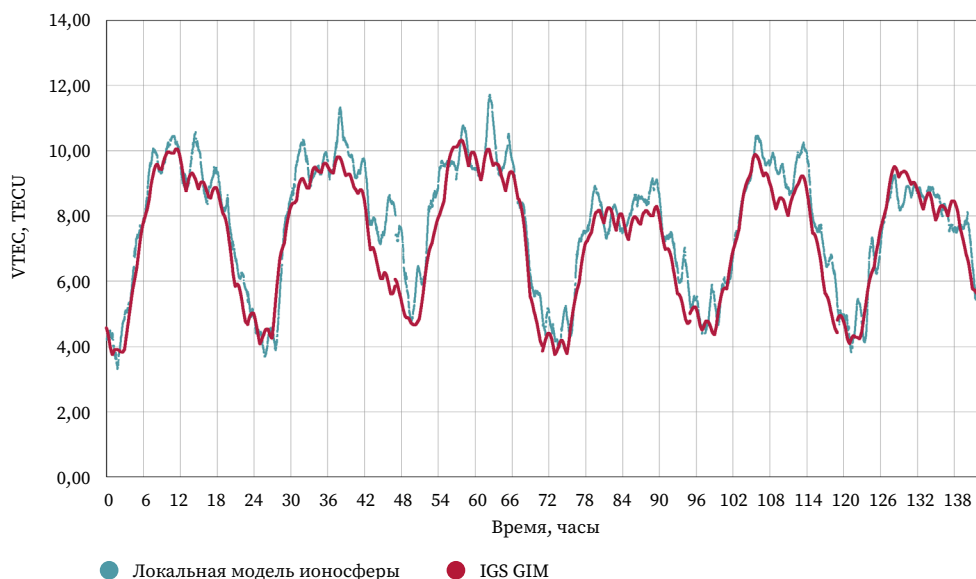
На рис. 3 приведены графики зависимости VTEC для рассматриваемых источников данных. Локальная модель отражает меньшие по продолжительности вариации VTEC, чем IGS GIM, но при этом является в целом менее гладкой.

Рис. 3 ➔

Значения VTEC, полученные по IGS GIM и локальной модели ионосферы, для исследуемого периода времени

Fig. 3

Obtained VTEC values from IGS GIM and the local ionosphere model for the time period under study



По каждому набору входных данных выполнено прогнозирование VTEC на один час вперед. Прогнозирование выполнялось для станции KOS1 на период продолжительностью шесть суток. Остальные данные, необходимые для функционирования модели прогнозирования ионосферы, также рассчитаны с дискретностью в 30 секунд и использовались в обоих случаях.

3 Результаты и обсуждение

В результате экспериментальной апробации технологии получены временные ряды прогнозируемых значений VTEC для двух наборов входных данных. Полученные значения представлены на рис. 4 в виде графиков зависимости VTEC от времени.

По каждому набору входных данных получены результаты прогнозирования для всего рассматриваемого периода. Для первого ряда какие-либо аномалии и выбросы отсутствуют. Для второго ряда имеются существенные (4–8 TECU) единичные положительные аномалии VTEC, примерно соответствующие 5 часам утра по местному времени.

Для обоих полученных рядов прогнозируемого VTEC рассчитаны разности по модулю между исходными и прогнозируемыми значениями. Для IGS GIM разности представлены на рис. 5, а для локальной модели — на рис. 6.

Рис. 4 ➤

Результаты прогнозирования VTEC по двум наборам входных данных

Fig. 4

VTEC prediction results for two sets of input data

● Прогноз по локальной модели
● IGS GIM

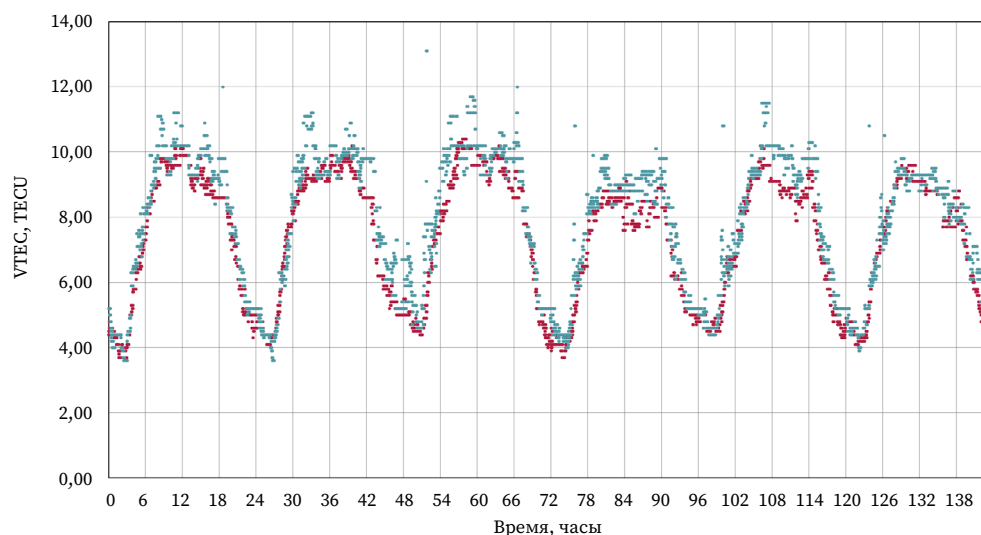


Рис. 5 ➤

Разности исходных и прогнозируемых значений VTEC для IGS GIM

Fig. 5

Differences between initial and predicted VTEC values for IGS GIM

● IGS GIM

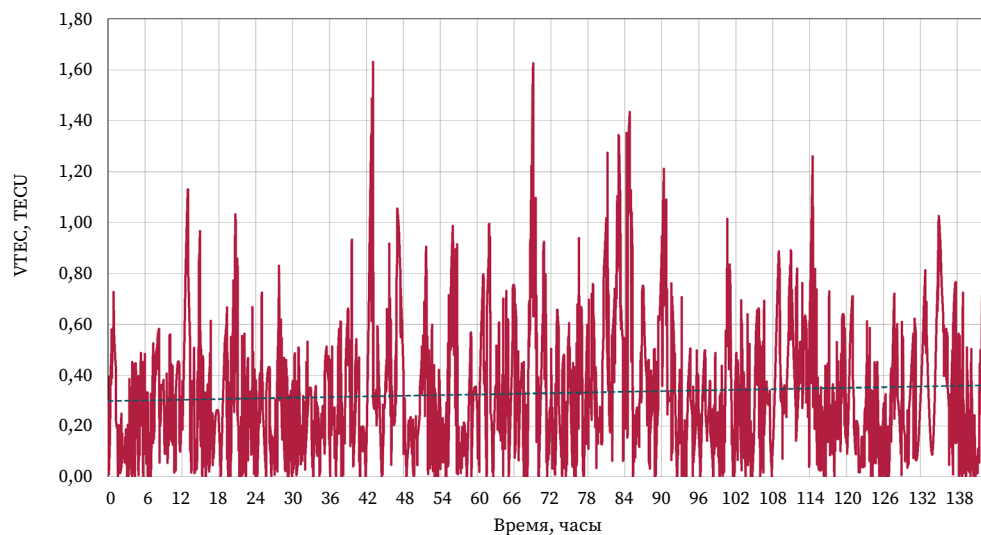
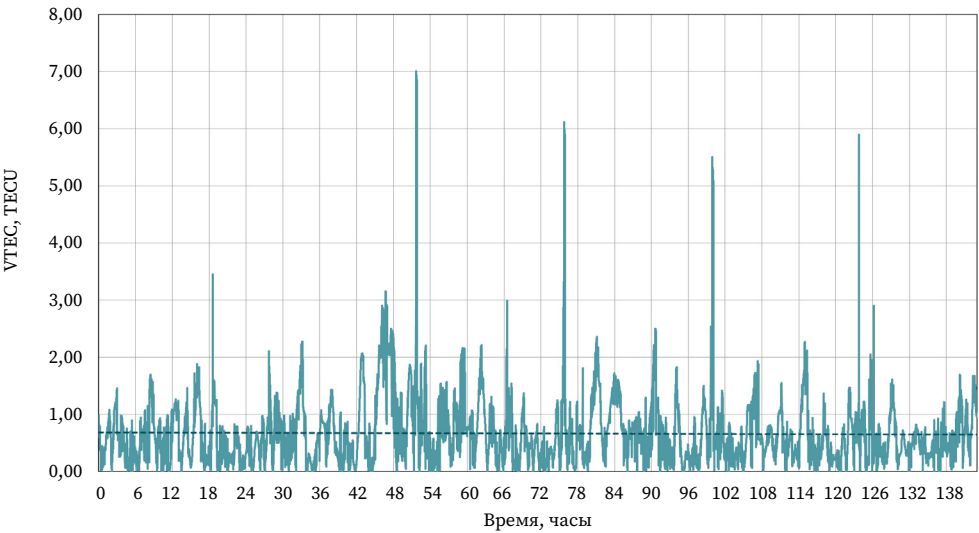


Рис. 6 ⤵
Разности исходных
и прогнозируемых значений
VTEC для локальной модели

Fig. 6
Differences between initial
and predicted VTEC values for
the local model

● Локальная модель



Отклонения прогнозируемых значений в обоих случаях носят случайный характер и не содержат ярко выраженных периодических изменений. Значимых различий в величине погрешностей для разных суток также не наблюдается.

По отклонениям исходных и прогнозируемых значений вычислены оценки точности прогнозирования VTEC (табл. 1). Кроме того, выполним аналогичные вычисления, используя в качестве модели для прогнозирования IRI-2016, а в качестве истинных значений в первом случае GIM, во втором — результаты локального моделирования.

Таблица 1 ⤵
Оценки точности
прогнозирования VTEC

Table 1
VTEC forecasting accuracy
estimates

Источник данных для прогнозирования	Средняя квадратическая погрешность VTEC, TECU	Средняя относительная погрешность, %
IGS GIM	0,411	4,767
Локальная модель	0,879	9,107
IRI-2016 (отклонения от GIM)	1,767	24,550
IRI-2016 (отклонения от локальной модели)	2,251	28,230

Как видно из данных табл. 1, применение предложенного подхода позволяет получить результат с СКП в два раза меньше, чем при использовании физической модели, что подтверждает эффективность выбранного подхода для решения рассматриваемой задачи.

4 Выводы

В ходе экспериментального исследования оценена возможность применения модели краткосрочного прогнозирования ионосферы, обученной на данных GIM с применением входных параметров из локальной модели ионосферы, оценены точность прогнозирования и эффективность метода по сравнению с использованием физической модели ионосферы. Проанализировав полученные в ходе экспериментальной апробации результаты, можно сделать следующие выводы:

1. Созданная модель прогнозирования ионосферы позволила успешно получить значения VTEC на один час вперед как по данным IGS GIM, на которых она обучалась, так и по данным локальной модели ионосферы. Поскольку рассматриваемая локальная модель ионосферы может формироваться в режиме, близком к реальному времени, можно утверждать, что разработанная технология позволяет на практике реализовать краткосрочное прогнозирование параметров ионосферы.

2. Технология машинного обучения, использованная при создании модели прогнозирования параметров ионосферы, способна с достаточной точностью обеспечить моделирование процесса изменения параметров ионосферы на коротком промежутке времени, что подтверждается результатами проведенного экспериментального исследования. Модель также достаточно адаптивна и позволяет использовать входные параметры с более высокой детальностью относительно тех, что использовались при ее обучении.
3. СКП прогнозирования VTEC на период в 1 час по входным данным IGS GIM составляет 0,411 TECU, при использовании входных данных из локальной модели ионосферы СКП прогноза увеличивается на 0,468 TECU (до 0,879 TECU). Если использовать для прогнозирования модель IRI-2016, то СКП составляет 1,767 TECU относительно IGS GIM и 2,251 TECU относительно локальной модели ионосферы. Полученный при помощи разработанной технологии результат прогнозирования в несколько раз точнее, чем результат, который можно получить по физической модели ионосферы.
4. СКП прогнозирования VTEC при использовании входных данных IGS GIM на 53 % меньше, чем при применении данных локальной модели ионосферы. Кроме того, временной ряд прогнозируемых VTEC, полученный по входным данным из локальной модели ионосферы, содержит систематически возникающие вылеты примерно в 5 часов утра по местному времени. Таким образом, глобальная модель ионосферы с низким пространственным и временным разрешением достаточно сильно отличается от локальной модели ионосферы, чтобы используемый для обучения набор данных существенно влиял на результаты прогнозирования. Исходя из этого, для получения оптимального результата при работе в режиме реального времени необходимо добавить в базу дополнительные данные для обучения, в том числе данные локальной модели ионосферы.
5. Погрешности прогнозирования VTEC существенно не зависят от времени суток, не считая отдельных вылетов. В рамках исследуемого периода в 6 суток СКП прогнозирования VTEC на отдельно взятые сутки варьируется в пределах 25 % от СКП за весь рассматриваемый период времени. Минимальное значение суточного СКП составляет 0,70 TECU, а максимальное — 1,08 TECU для прогнозирования по данным локальной модели ионосферы.

Несмотря на то, что в данном исследовании рассматривается только прогнозирование VTEC, данный подход применим для прогнозирования и других параметров ионосферы. В частности, целесообразно в дальнейшем добавить возможность прогнозировать параметры слоя F^2 (критическую частоту и высоту максимума слоя F^2) с использованием в качестве входных данных измерений ионозонда. Кроме того, возможна реализация прогноза параметров ионосферы с помощью прогнозируемых значений VTEC для уточнения индекса ионосферной активности. Для этого применяется физическая модель ионосферы (например, IRI), которая использует один из индексов ионосферной активности в качестве входного параметра. Выполняется прогнозирование VTEC на момент времени $t + dt$. Затем подбирается значение индекса ионосферной активности, при котором совпадают полученное в результате прогноза и вычисленное по модели значения VTEC. Уточненное таким образом значение индекса ионосферной активности используется для вычисления искомых параметров ионосферы (f_oF^2 , h_mF^2 и другие поддерживаемые физической моделью) на момент времени $t + dt$. Точность прогнозирования параметров ионосферы таким способом целесообразно проанализировать в рамках дальнейших исследований.

БИБЛИОГРАФИЯ

1. Рождественский Д.Б., Рождественская В.И., Смирнов В.М. и др. Прогнозирование параметров ионосферы по данным навигационных спутниковых систем // Научные технологии. 2018. Т. 19. № 9. С. 21–28. DOI:10.18127/j19998465-201809-04.

2. Крашенинников И.В., Егоров И.Б., Павлова Н.М. Эффективность прогнозирования прохождения радиоволн в ионосфере на основе ионосферной модели IRI-2001 // Геомагнетизм и аэрономия. 2008. Т. 48. № 4. С. 526–533.
3. Blaunstein N.S., Ben-Shimol Y. Prediction of Operational Parameters of Radio Signals Passing a Land-Satellite Link through StormTime Ionosphere // Information and Control Systems. 2018. Vol. 1. No. 92. P. 85–95. DOI:10.15217/issnl684-8853.2018.1.85.
4. Васенина А.А. Влияние уровня солнечной активности и геомагнитных возмущений на точность прогнозирования критической частоты ионосферы // Техника радиосвязи. 2014. Т. 3. № 23. С. 3–10.
5. Рождественский Д.Б., Телегин В.А., Рождественская В.А. Выделение и прогнозирование высокочастотных составляющих вариаций критической частоты для среднеширотной ионосферы методами спектрального анализа // Physics of Auroral Phenomena. 2018. Т. 41. № 1. С. 139–142. DOI:10.25702/KSC.2588-0039.2018.41.139-142.
6. Bilitza D., Pezzopane M., Truhlik V., et al. The International Reference Ionosphere model: A review and description of an ionospheric benchmark // Reviews of Geophysics. 2022. Vol. 60. No. 4. P. 1–65. DOI:10.1029/2022RG000792.
7. Nava B., Coisson P., Radicella S.M. A new version of the NeQuick ionosphere electron density model // Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics. 2008. Vol. 70. No. 15. P. 1856–1862. DOI:10.1016/j.jastp.2008.01.015.
8. Breiman L. Random Forests // Machine Learning. 2001. No. 45. P. 5–32.
9. Замогильный Д. Прогнозирование полного электронного содержания ионосферы на основе алгоритмов машинного обучения // Научные технологии в космических исследованиях Земли. 2022. Т. 14. № 4. С. 39–46. DOI:10.36724/2409-5419-2022-14-4-39-46.
10. Аппалонов А.М., Масленникова Ю.С. Нейросетевое прогнозирование динамики экваториальной аномалии по данным полного электронного содержания ионосферы // Техника радиосвязи. 2021. Т. 3. № 50. С. 29–42. DOI:10.33286/2075-8693-2021-50-29-42.
11. Серебренникова С.А. Оценка границ локализации возмущений высокоширотной ионосферы по данным GPS/ГЛОНАСС // Physics of Auroral Phenomena. 2021. Т. 44. № 1. С. 150–153. DOI:10.51981/2588-0039.2021.44.035.
12. Жуков А.В., Ясюкевич Ю.В., Серебренникова С.А. Машинное обучение в задаче оценки границы аврорального овала по картам вариаций полного электронного содержания // Распространение радиоволн: труды XXVI Всероссийской открытой научной конференции: в 2 т. (Казань, 1–6 июля 2019 г.). Казань: КФУ, 2019. Т. 1. С. 397–400.
13. Жуков А.В., Сидоров Д.Н., Мыльникова А.А. и др. Поиск ключевых управляющих параметров для оперативного прогноза полного электронного содержания ионосферы // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 3. С. 263–272. DOI:10.21046/2070-7401-2018-15-3-263-272.
14. Салимов Б.Г., Бернгардт О.И., Хмельнов А.Е. Применение сверточных нейронных сетей для прогнозирования критической частоты f_oF_2 // Солнечно-земная физика. 2023. Т. 9. № 1. С. 60–72. DOI:10.12737/szf-91202307.
15. Reda I., Andreas A. Solar position algorithm for solar radiation applications // Solar Energy. 2004. Vol. 76. No. 5. P. 577–589.
16. Антонович К.М. Использование спутниковых радионавигационных систем в геодезии: монография: в 2 т. М.: Картогеоцентр, 2005. Т. 1. 334 с.

АВТОРЫ **Куприянов Андрей Олегович**

ФГБОУ ВО «Московский государственный университет геодезии и картографии» (МИИГАиК), Москва, Россия
кафедра прикладной геодезии, геодезический факультет
канд. техн. наук, доцент
 0009-0008-9222-5579

Морозов Дмитрий Андреевич

ФГБОУ ВО «Московский государственный университет геодезии и картографии» (МИИГАиК), Москва, Россия
кафедра прикладной геодезии, геодезический факультет
 0009-0002-1254-9095

Замогильный Дмитрий

ФГБОУ ВО «Московский государственный университет геодезии и картографии»

(МИИГАиК), Москва, Россия

кафедра прикладной геодезии, геодезический факультет

 0009-0008-3242-1471

Поступила 15.11.2024. Принята к публикации 23.04.2025. Опубликовано 30.04.2025.



Short-term prediction of the vertical total electronic content of the ionosphere using a local model and machine learning technology

Andrey O. Kupriyanov¹✉, Dmitry A. Morozov¹, Dmitry Zamogilny¹

¹ Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russia
✉ gnss@miigaik.ru

CITATION Kupriyanov AO, Morozov DA, Zamogilny D. Short-term prediction of the vertical total electronic content of the ionosphere using a local model and machine learning technology. *Izvestia vuzov. Geodesy and Aerophotosurveying*. 2025;69(2): 8–22. DOI:10.30533/GiA-2025-010.

KEYWORDS machine learning, GNSS Receivers, GNSS, monitoring of ionospheric parameters, ionospheric prediction, local ionospheric model

ABSTRACT The article presents the experimental testing results of the short-term ionospheric parameters forecasting technology based on machine learning. The basis for ionospheric parameters forecasting was data from global ionospheric maps and local ionospheric model. The model training and the formation of a data bank for training issues are considered in the paper. The authors also provide information about the software which was used for monitoring and short-term forecasting of ionospheric parameters (by using machine learning). The accuracy of the results obtained during the experimental testing of the ionospheric parameters forecasting technology is assessed. The technology considered in the article allows to be done for the selected local area: 1) creating a local model of short-term forecasting of ionospheric parameters based on machine learning; 2) modeling ionospheric parameters in a local area based on observations of the global navigation satellite system at IGS stations; 3) assessing the accuracy of short-term forecasting of the ionosphere using the input data of local modeling and the global ionospheric model. The results of the experiments showed that the short-term ionospheric parameter forecast model trained on global ionospheric maps is capable of functioning on the basis of local ionospheric modeling data. Authors noted in the article that the standard deviation of the forecast increases by 0.468 TECU. This provides twice better accuracy as when using physical ionospheric models such as IRI-2016.

REFERENCES 1. Rozhdestvenskiy DB, Rozhdestvenskaya VI, Smirnov VM, et al. Prognozirovanie parametrov ionosfery po dannym navigacionnyh sputnikovyh sistem [Prediction

- of ionospheric parameters from satellite navigation systems]. *Science intensive technologies*. 2018;19(9): 21–28. (In Russian). DOI:10.18127/j19998465-201809-04.
2. Krashennnikov IV, Egorov IB, Pavlova NM. Jeftektivnost' prognozirovaniya prohozhdeniya radiovoln v ionosfere na osnove ionosfernoj modeli IRI-2001 [Effectiveness of predicting radiowave propagation in the ionosphere based on the IRI-2001 ionospheric model]. *Geomagnetism and Aeronomy*. 2008;48(4): 526–533. (In Russian).
3. Blaunstein NS, Ben-Shimol Y. Prediction of Operational Parameters of Radio Signals Passing a Land-Satellite Link through StormTime Ionosphere. *Information and Control Systems*. 2018;1(92): 85–95. DOI:10.15217/issn1684-8853.2018.1.85.
4. Vasenina AA. Vlijanie urovnja solnechnoj aktivnosti i geomagnitnyh vozmushhenij na tochnost' prognozirovaniya kriticheskoj chastoty ionosfery [Influence of the solar activity level and geomenetic perturbations on forecast accuracy of the ionospheric critical frequency]. *Radio communication technology*. 2014;3(23): 3–10. (In Russian).
5. Rozhdestvenskiy DB, Telegin VA, Rozhdestvenskaya VA. Vydelenie i prognozirovanie vysokochastotnyh sostavljajushhih variacij kriticheskoj chastoty dlja sredneshirotnoj ionosfery metodami spektral'nogo analiza [Identification and prediction of high-frequency components of critical frequency variations for the mid-latitude ionosphere by spectral analysis methods]. *Physics of Auroral Phenomena*. 2018;41(1): 139–142. DOI:10.25702/KSC.2588-0039.2018.41.139-142.
6. Bilitza D, Pezzopane M, Truhlik V, et al. The International Reference Ionosphere model: A review and description of an ionospheric benchmark. *Reviews of Geophysics*. 2022;60(4): 1–65. DOI:10.1029/2022RG000792.
7. Nava B, Coisson P, Radicella SM. A new version of the NeQuick ionosphere electron density model. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*. 2008;70(15): 1856–1862. DOI:10.1016/j.jastp.2008.01.015.
8. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001;45: 5–32.
9. Zamogilny D. Prognozirovanie polnogo jelektronnogo sodержaniya ionosfery na osnove algoritmov mashinnogo obuchenija [Prediction of the total electronic content of the ionosphere based on machine learning algorithms]. *High technologies in Earth space research*. 2022;14(4): 39–46. (In Russian). DOI:10.36724/2409-5419-2022-14-4-39-46.
10. Appalonov AM, Maslennikova JuS. Nejrosetevoe prognozirovanie dinamiki jekvatorial'noj anomalii po dannym polnogo jelektronnogo sodержaniya ionosfery [Neural network-based prediction model for the dynamics of the ionospheric equatorial anomaly using the total electronic content]. *Radio communication technology*. 2021;3(50): 29–42. (In Russian). DOI:10.33286/2075-8693-2021-50-29-42.
11. Serebrennikova SA. Ocenka granic lokalizacii vozmushhenij vysokoshirotnoj ionosfery po dannym GPS/GLONASS [Estimation of the boundaries of localization of disturbances of the high-latitude ionosphere according to GPS/GLONASS data]. *Physics of Auroral Phenomena*. 2021;44(1): 150–153. (In Russian). DOI:10.51981/2588-0039.2021.44.035.
12. Zhukov AV, Jasjukevich JuV, Serebennikova SA. Mashinnoe obuchenie v zadache ocenki granicy avroral'nogo ovala po kartam variacij polnogo jelektronnogo sodержaniya [Machine learning in the problem of estimating the boundary of an auroral oval from maps of variations of complete electronic content]. *Radio wave propagation: Proceedings of the XXVI All-Russian Open Scientific Conference*. In 2 vols. Vol. 1 (Kazan, July 1–6, 2019). Kazan: KFU; 2019: 397–400. (In Russian).
13. Zhukov AV, Sidorov DN, Mylnikova AA, et al. Poisk ključevykh upravljajushhih parametrov dlja operativnogo prognoza polnogo jelektronnogo sodержaniya ionosfery [Selecting the key control parameters for the ionospheric total electron content nowcasting]. *Current problems in remote sensing of the Earth from space*. 2018;15(3): 263–272. (In Russian). DOI:10.21046/2070-7401-2018-15-3-263-272.
14. Salimov BG, Bergardt OI, Khmel'nov AE. Primenenie svertochnykh nejronnykh setej dlja prognozirovaniya kriticheskoj chastoty f_oF_2 [Application of convolution neural networks for critical frequency f_oF_2 prediction]. *Solar-Terrestrial Physics*. 2023;9(1): 60–72. (In Russian). DOI:10.12737/szf-91202307.
15. Reda I, Andreas A. Solar position algorithm for solar radiation applications. *Solar Energy*. 2004;76(5): 577–589.
16. Antonovich KM. *Ispol'zovanie sputnikovyh radionavigacionnyh sistem v geodezii* [The use of satellite radio navigation systems in geodesy] [monograph]. In 2 vols. Vol. 1. Moscow: Kartgeocentr; 2005. 334 p. (In Russian).

AUTHORS

Andrey O. Kupriyanov

Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russia

Department of Applied Geodesy, Faculty of Geodesy

PhD in Engineering, Associate Professor

 0009-0008-9222-5579

Dmitry A. Morozov

Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russia

Department of Applied Geodesy, Faculty of Geodesy

 0009-0002-1254-9095

Dmitry Zamogilny

Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russia

Department of Applied Geodesy, Faculty of Geodesy

 0009-0008-3242-1471

Submitted: November 15, 2024. Accepted: April 23, 2025. Published: April 30, 2025.