

Нейросетевой подход к усвоению данных о полном электронном содержании в модели ионосферы INM-IM

Хамикова М. А., Останин П. А.

В работе рассматривается новый метод усвоения данных о полном электронном содержании для модели ионосферы INM-IM [1], основанный на применении нейронных сетей с обучением на модельных расчетах, и позволяющий восстанавливать ключевые характеристики ионосферы: широтное распределение максимальной электронной концентрации, а также высотные профили в данной пространственной точке. Работа ведется в рамках деятельности ИВМ РАН по созданию комплексных моделей Земной системы, включающих в качестве вычислительного блока ионосферный и термосферный. Проведено сравнение этого метода с вариационным подходом к усвоению данных [2], показана перспективность применения методов машинного обучения к задачам ионосферы.

Рассматривается задача усвоения данных для двумерной диффузионной версии модели ионосферы INM-IM. Динамическое уравнение модели описывает процессы фотоионизации, плазмохимии, а также амбиполярной диффузии и гравитационного оседания, а в качестве данных наблюдений выступают интегралы от электронной концентрации n по N траекториям — прямолинейным отрезкам, соединяющим станцию на земной поверхности со спутником:

$$\begin{cases} \left(\frac{\partial}{\partial t} - \nabla(K \nabla(\cdot)) - \frac{\partial}{\partial z}(u \cdot (\cdot)) - \frac{\partial}{\partial y}(v \cos \varphi \cdot (\cdot)) + k \right) n = P_0 + U, \\ \int_{\Omega_k} n(z, \varphi, t) d\Omega = Tec_k(t). \end{cases} \quad (1)$$

Здесь n — электронная концентрация, P — функция фотоионизации, k — коэффициент рекомбинации,

$$K = \begin{pmatrix} K_1^2 & K_1 K_2 \\ K_1 K_2 & K_2^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} D \sin^2 I & D \sin I \cos I \cos \varphi \\ D \sin I \cos I \cos \varphi & D \cos^2 I \cos^2 \varphi \end{pmatrix} -$$

матрица эффективных коэффициентов диффузии, D — коэффициент диффузии, $I = \arctan(2 \tan \varphi)$ — угол магнитного склонения, u , v — эффективные скорости, связанные с процессами гравитационного оседания.

Нейросетевой подход к решению задачи вводится с целью оптимизации времени работы усвоения данных о ТЕС по сравнению с вариационным алгоритмом, расчет по которому является вычислительно сложной задачей. В качестве архитектуры сети был взят многослойный перцептрон (MLP). Входная размерность нейросети соответствует размерности входных данных о полном электронном содержании, а выходная размерность соответствует размерности предсказываемого распределения. Обучение модели производится оптимизацией методом стохастического градиентного спуска (SGD) функции потерь L_1 с весами, позволяющей учесть различные точки сетки с разными приоритетами.

Проведены численные эксперименты по обучению нейронной сети на модельных данных, полученных с помощью результатов расчета модели INM-IM в двумерной диффузионной постановке и полной трехмерной постановке INM-IM, учитывающей трехмерный

адвективный перенос. Показано достаточно точное восстановление нейросетью характеристик поля электронной концентрации: приведены результаты для вычисления широтного распределения максимума электронной плотности по высоте, вертикальных ПЭС по данным об интегралах по наклонным прямолинейным траекториям, а также высотного профиля электронной плотности на заданной широте.

На графиках приведены примеры предсказаний с помощью нейросети с наибольшей и наименьшей ошибкой. Результаты показывают, что усвоение данных оказывается наиболее точным в дневные часы, но даёт несколько худший результат в ночное время и при переходах с ночного на дневной режим. Ситуация достаточно типична для восстановления всех трёх типов данных (вертикального ТЕС, максимума электронной концентрации и высотного профиля).

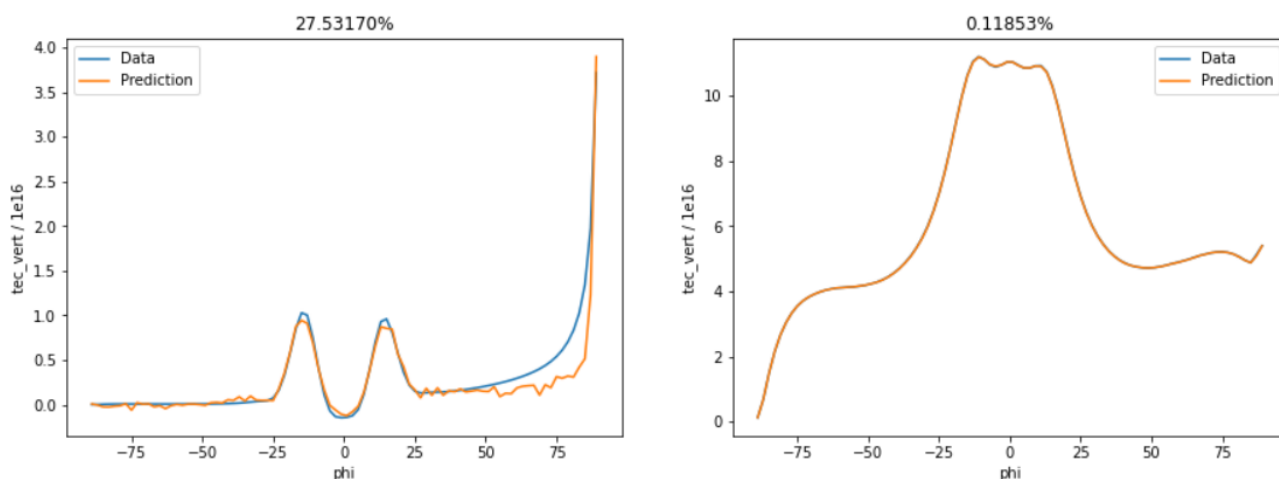


Рис. 1: Худшее и лучшее предсказание распределения вертикальных ТЕС по широте $tec_{vert}(\varphi)$. Синим на графиках представлено искомое распределение, оранжевым — предсказанное нейросетью. Над графиками указана относительная ошибка в L_1 норме в процентах.

Результаты работы свидетельствуют о том, что представленный метод позволяет эффективно решать задачу усвоения данных о полном электронном содержании с достаточной точностью. Перспективность нового метода обуславливает дальнейшее использование и развитие его наравне с вариационным подходом.

Литература

[1] Kulyamin D. V., Ostanin P. A., Dymnikov V. P. INM-IM: INM RAS Earth ionosphere F region dynamical model // Russian Journal of Numerical Analysis and Mathematical Modelling. – 2022. – Т. 37. – №. 6. – С. 349-362. doi: 10.1515/rnam-2022-0028

[2] Дымников В.П., Кулямин Д.В., Останин П.А., Шутяев В.П. Усвоение данных для двумерного уравнения амбиполярной диффузии в модели ионосферы земли // Журнал вычислительной математики и математической физики. - 2023. - Т. 63. - №5. - С. 803-826. doi: 10.31857/S0044466923050101