

ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОЦЕНКИ ПОСТУПАЮЩЕЙ В МАГНИТОСФЕРУ ЭНЕРГИИ НА ОСНОВЕ КАРТ ВАРИАЦИЙ ПОЛНОГО ЭЛЕКТРОННОГО СОДЕРЖАНИЯ

А.В. Жуков, Ю.В. Ясюкевич, С.А. Серебrenникова, А.М. Веснин, А.В. Киселев

Институт солнечно-земной физики СО РАН, Иркутск, Россия
yasukevich@iszf.irk.ru

CONSTRUCTING A MACHINE LEARNING MODEL TO ASSESS ENERGY ENTERING THE MAGNETOSPHERE WITH THE USE OF VARIATION CARDS OF TOTAL ELECTRON CONTENT

A.V. Zhukov, Y.V. Yasykevich, S.A. Serebrennikova, A.M. Vesnin, A.V. Kiselev

Institute of Solar-Terrestrial Physics SB RAS, Irkutsk, Russia
yasukevich@iszf.irk.ru

Аннотация. Оценка поступающей в магнитосферу энергии является актуальной задачей. В работе предложен новый подход для решения данной задачи, основанный на использовании данных карт вариаций полного электронного содержания для построения модели распределения плотности энергии, поступающей в магнитосферу, в области аврорального овала в рамках машинного обучения Random Forest. Одной из особенностей является применения машинного обучения, использующего модель Ovation Prime.

Ключевые слова: ионосфера, ионосферные карты, авроральный овал, полное электронное содержание, GPS.

Abstract. Evaluation of the energy entering the magnetosphere is an urgent task. The paper proposes a new approach to solve this problem, based on the use of data maps of variations of the total electron content to build a model of the distribution of energy density entering the magnetosphere in the auroral oval region as part of Random Forest machine learning. One feature is the use of machine learning using the Ovation Prime model.

Keywords: ionosphere, ionosphere maps, auroral oval, total electron content, GPS, GLONASS.

ВВЕДЕНИЕ

Глобальные навигационные спутниковые системы (ГНСС), такие как GPS/ГЛОНАСС/Galileo, в последние годы предоставляют обширный материал для изучения ионосферы Земли [Afraimovich et al., 2013]. Появляются сервисы позволяющие на основе данных ГНСС осуществлять наблюдения ионосферы и ионосферных неоднородностей в глобальном и региональном масштабе. В частности, можно отметить глобальные ионосферные карты полного электронного содержания (ПЭС) GIM [Hernandez-Pajares et al., 2009], карты ROTI [Cherniak et al., 2018], карты вариаций ПЭС [Yasykevich et al., 2018].

Карты вариаций ПЭС указывают на постоянное присутствие ионосферных неоднородностей в области аврорального овала, а динамика области ионосферных неоднородностей соответствует динамике аврорального овала [Prikryl et al., 2013]. При этом, можно ожидать, что интенсивность этих неоднородностей будет определяться поступающей в магнитосферу энергией. Это указывает на потенциальную возможность оценки положения границы аврорального овала и распределения поступающей энергии на основе данных ГНСС. Задача моделирования и прогноза положения аврорального овала достаточно сложна, а ее актуальность определяется значительным ухудшением качества работы радарных, навигационных и связных систем в этой области [Hunsucker, Hargreaves, 2007].

Для моделирования положения аврорального овала может использоваться, например, модель Старкова [Starkov, 1984], которая в качестве входного параметра использует геомагнитный индекс авроральной элек-

тросфери AL. Оценка индекса AL может быть получена с помощью метода описанного в [Petrukovich, 2006] на основе часовых усредненных данных солнечного ветра и межпланетного магнитного поля, измеряемых спутником DSCOVR в реальном времени.

Другой популярной моделью является Ovation Prime [Newell et al., 2014]. Эта модель осуществляет кратковременный прогноз интенсивности аврорального овала как для северного, так и южного полушарий. В качестве входных данных она также использует измерения спутника DSCOVR.

ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ

Целью настоящей работы являлось построение модели, позволяющей на основе карт вариаций ПЭС получать распределение поступающей в магнитосферу энергии. В качестве входной информации о поступающей энергии и интенсивности аврорального овала используется модель Ovation Prime с ассимиляцией данных.

На первом этапе необходимо выбрать признаки (управляющие параметры), на которых может строиться модель, а также подходящие методы машинного обучения. На втором этапе необходимо провести обучение модели и тестирование.

МЕТОДИКА

Подход построения моделей методами машинного обучения предполагает формирование выборки состоящей из векторов признаков и соответствующим им значениям целевой переменной. В данном случае признаки извлекаются из данных карты ПЭС, а зна-

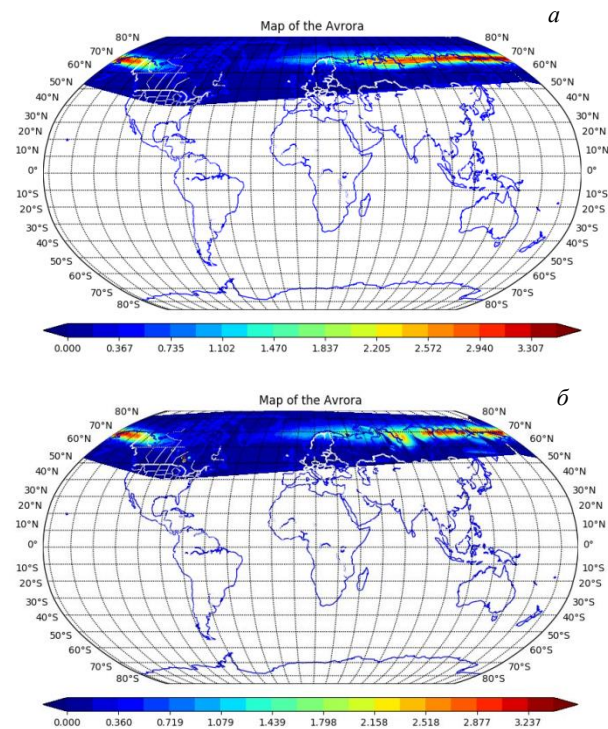
чения целевой переменной генерируются при помощи Ovation Prime.

Для аппроксимации зависимости использовался метод машинного обучения на основе ансамблей решающих деревьев Random Forest [Breiman, 2001]. Выбор именно этого метода обусловлен его высокой точностью в широком ряде различных задач, малым числом настраиваемых гиперпараметров, а также возможностью оценивать информативность каждого входного признака.

Полномасштабное испытание модели (подбор оптимального размера окна, количества значений гистограммы) станет возможным после формирования крупной выборки включающей в себя данные различных времени дня и дня года.

Однако, для того, чтобы показать работоспособность предлагаемого подхода была протестирована модель в конфигурации (квадратное окно 5° , 10 столбцов гистограммы) для суточных данных.

На панелях рисунка а и б представлен результат работы обученной модели. Как видно из изображения, предлагаемая модель достаточно хорошо аппроксимирует целевую зависимость.



Сравнение моделей на примере 22 июня 2015 г., 18:15 UT

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, представлена новая эмпирическая модель на основе машинного обучения позволяющая на основе карт вариаций ПЭС получать распределение энергетического потока. В настоящее время модель опробована лишь на небольшом наборе данных и показала свою работоспособность. Однако, благодаря отлаженной методике настройки гиперпараметров и адаптивности предлагаемого подхода, есть основания полагать, что она покажет высокую эффективность на крупном наборе данных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Afraimovich E.L., Astafyeva E.I., Demyanov V.V., et al. A review of GPS/GLONASS studies of the ionospheric response to natural and anthropogenic process and phenomena // *J. Space Weather Space Clim.* 2013. V. 3. P. A27. DOI: [10.1051/swsc/2013049](https://doi.org/10.1051/swsc/2013049).
- Hernandez-Pajares M., Juan J.M., Sanz J., et al. The IGS VTEC maps: a reliable source of ionospheric information since 1998 // *J. Geodesy.* 2009. V. 83, N 3-4. P. 263–275.
- Cherniak I., Krankowski A., Zakharenkova I. ROTI Maps: a new IGS ionospheric product characterizing the ionospheric irregularities occurrence // *GPS Solutions.* 2018. V. 22, N 3. P. 69. DOI: [10.1007/s10291-018-0730-1](https://doi.org/10.1007/s10291-018-0730-1).
- Yasyukevich Y.V., Zhivetiev I.V., Kiselev A.V., et al. Tool for Creating Maps of GNSS Total Electron Content Variations // *2018 Progress in Electromagnetics Research Symposium (PIERS-Toyama).* 2018. P. 2417–2421.
- Prikryl P., Zhang Y., Ebihara Y., et al. An interhemispheric comparison of GPS phase scintillation with auroral emission observed at the South Pole and from the DMSP satellite // *Ann. Geophys.* 2013. V. 56, N 2. P. R0216.
- Hunsucker R.D., Hargreaves J.K. The high-latitude ionosphere and its effects on radio propagation // Cambridge University Press. 2007.
- Starkov G.V. Mathematical description of auroral luminosity boundaries // *Geomagnetizm i aeronomiya.* 1994. V. 34, N 3. P. 80–86.
- Petrukovich A.A. Solar wind density effect on the high-side geomagnetic activity (AL index) // *J. Atmos. Solar-Terr. Phys.* 2006. V. 68, N 16. P. 1843–1849.
- Newell P.T., Liou K., Zhang Y., et al. Ovation Prime-2013: Extension of auroral precipitation model to higher disturbance levels // *Space Weather.* 2014. V. 12, N 6. P. 368–379.
- Breiman L. Random forests // *Machine learning.* 2001. V. 45, N 1. P. 5–32.