**Нейросетевая сегментация облачности и снежных покровов по мультиспектральным данным российского спутника «Электро-Л № 2»**

***Беляков Н.В.,1 Самыловский И.А.1***

*Студент, 6 курс специалитета*

*1Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова,*

*факультет космических исследований, Москва, Россия*

*E-mail:* *MSUBelyakovNV@yandex.ru*

Работа посвящена методике выделения-семантической сегментации облачности и снежного покрова по мультиспектральным данным с аппаратуры МСУ-ГС геостационарного космического аппарата «Электро-Л № 2» [1] с применением нейронной сети сверточного типа. В качестве дополнительной информации используется географическая информация: широта, долгота и высота для пикселей снимков [3]. Результатами работы является набор данных с метеорологических космических аппаратов «GOES-16» [4], «Meteosat-10» [5], «Электро-Л № 2» и миссии Terra/MODIS с масками облачного и снежного покрова, а также обученная модель сегментации Multi-Scale Attention Network (MANet) [2] на этих наборах данных. L2-продукты с «GOES-16»[4], «Meteosat-10» [5] использовались для создания разметки облачных покровов для данных с МСУ-ГС путем их репроецирования на точку стояния «Электро-Л № 2». Таким же образом были получены маски снега, взятые с продуктов системы Terra/MODIS [6]. Главная проблема поставленной задачи - разработка алгоритма выделения снежного и облачного покровов в условиях отсутствия узких коротковолновых инфракрасных (ИК) каналов (1300-1600 нм), необходимых для реализации алгоритмов сегментации и разделения снега от облачности. При данных ограничениях на характеристики съемочной аппаратуры единственным возможным решением задачи выделения снега и облаков на мультеспектральных снимках является разработка нейросетевого алгоритма, способного дифференцировать снег от облаков. Для максимальной репрезентативности снимки в выборке включают в себя все времена года и разные уровни освещенности (12.00-17.00 UTC). Обученная нейронная сеть для сегментации облачности и снега протестирована по метрикам $F\_{1}$ и $IoU$:



 где $TP$– количество верно предсказанных объектов данного класса; $FP$– количество неверных предсказаний модели, что объекты принадлежат данному классу; $TN$– количество верных предсказаний модели, что объекты не принадлежат данному классу; $FN$– количество неверных предсказаний модели, что объекты не принадлежат данному классу, $Y\_{pr}$, $Y\_{gt}$– метки предсказанного и истинного (gt) классов соответственно. Тестовые снимки с «Электро-Л № 2» включают все сезоны года в дневное время суток при разном уровне освещенности.

Разработанный алгоритм позволяет создавать маски облачности и снежного покрова для области, ограниченной значениями зенитного угла Солнца в диапазоне от 0 до 80 градусов [7] для дневного времени. Однако возможны некоторые ошибки в мисклассификации снега во время облачности из-за специфики используемых данных и ошибок на краях изображений из-за геометрических искажений и дисторсий. Описываемый в работе метод может быть перенесен для сегментации снежного покрова и облачности на данных, полученных с других спутников дистанционного зондирования Земли и метеорологических КА.

  Применение моделей ИИ к рассматриваемой задаче при поставленных ограничениях аппаратуры позволяет осуществить ее решение, что представляется невозможным при использовании классических пороговых или статистических алгоритмов, разработанных для решения схожих задач.

*Благодарности*

*Исследование выполнено при поддержке Некоммерческого Фонда развития науки*

*и образования «Интеллект».*

**Литература**

1. ntsomz.ru URL: https://ntsomz.ru/elektro/ (дата обращения: 24.06.2023).

2. Segmentation-models-Pytorch документация: Pavel Yakubovskiy, 2020. https:// github.com/qubvel/segmentation\_models.pytorch / (дата обращения: 27.06.2023).

3. Xi Wu, Zhenwei Shi, Zhengxia Zou. A geographic information-driven method and a new large scale dataset for remote sensing cloud/snow detection. 2021 International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Inc. (ISPRS). [https://doi.org/10.1016/j. isprsjprs.2021.01.023](https://doi.org/10.1016/j.%20isprsjprs.2021.01.023)

4. Данные с КА «GOES-16, 17, 18»: https://home.chpc.utah.edu/~u0553130/Brian\_ Blaylock/cgi-bin/goes16\_download.cgi, https://noaa-goes16.s3.amazonaws.com/index.html#ABI-L2-ACMF/2022/349/17/ (дата обращения: 27.04.2023).

5. Martijn de Ruyter de Wildt, Gabriela Seiz, Armin Gruen. Operational snow mapping using multitemporal Meteosat SEVIRI imagery. 0034-4257. 2007 Elsevier Inc. All rights reserved. doi:10.1016/j.rse.2006.12.008

6. Среднесуточные карты снежного покрова Terra/MODIS: https://neo.gsfc.nasa. gov/view.php?datasetId=MOD10C1\_D\_SNOW& / (дата обращения: 21.04.2023).

7. William F. Holmgren, Clifford W. Hansen, and Mark A. Mikofski. pvlib python: a python package for modeling solar energy systems. Journal of Open Source Software, 3(29), 884, (2018). <https://doi.org/10.21105/joss.00884>

**Уточнение вектора состояния КА модели SGP4 по данным лазерной дальнометрии с наземных станций методами машинного и глубокого обучения**

***Беляков Н.В.,1 Самыловский И.А.1***

*Студент, 6 курс специалитета*

*1Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова,*

*факультет космических исследований, Москва, Россия*

*E-mail:* *MSUBelyakovNV@yandex.ru*

 В настоящее время с ростом количества космических объектов, находящихся в околоземном пространстве, во избежание их столкновений, все более важным становятся задачи высокоточного определения их векторов состояния, а также точно классифицировать данные техногенные объекты по размеру, скорости, потенциальной опасности для функционирующих спутников и космических станций. Результаты, приведенные в статье, показывают, что подход с использованием моделей машинного обучения и нейронных сетей может значительно улучшить прогнозирование орбиты и повысить точность определения вектора состояния КА классических численных моделей и каталогов [8]. В качестве данных для уточнения рассматриваются параметры каталога TLE и модель перехода к вектору состояния [7], в качестве эталонных измерений - данные лазерной дальнометрии (ILRS) с наземных станций [4].

В качестве входных векторов для модели поступают вектора из  переменных:

 

где первые  переменных – параметры из каталога TLE, последние три – положение КА в -й момент времени модели . Выходной вектор модели состоит из трех компонент поправок по каждой из осей ИСК :

 

Иными словами, ставится задача подбора некоторой функции:

 

Подход с применением машинного [3] и глубокого [5],[6] обучения показывает свою эффективность в уточнении параметров орбиты КА. Используемый в работе метод схож с работами [1], [2], однако отходит от парадигмы анализа эволюции орбиты КА и является универсальным для любого момента времени и эпохи TLE. Настоящие результаты являются улучшением работы [9] за счет увеличения выборки и более точного сопоставления данных TLE и ILRS. В качестве исследуемых данных взяты измерения спутников «Glonass-105» и «Ajisai» (EGP) с международными идентификаторами NORAD id 36605 и 16908 соответственно [7].

Рассматриваемый в работе подход может быть применен для любых техногенных космических объектов с разным типом орбиты.

**Литература**

1. Li, Bin, Huang, Jian, Feng, Yanming, Wang, Fuhong, & Sang, Jizhang A Machine Learning-Based Approach for Improved Orbit Predictions of LEO Space Debris With Sparse Tracking Data From a Single Station // Aerospace and Electronic Systems. 2020. №.6. С. 4253 – 4268.
2. Hao Peng and Xiaoli Bai. Artificial Neural Network–Based Machine Learning Approach to Improve Orbit Prediction Accuracy // Journal of Spacecraft and Rockets*.*2018. №.5. С.1248-1260.
3. Hao Peng, Xiaoli Bai Improving orbit prediction accuracy through supervised machine learning // Mechanical and Aerospace Engineering, Rutgers, The State University of New Jersey. Advances in Space Research. 2018. № 61. С. 2628–2646.
4. Consolidated Laser Ranging Prediction Format Version 2.00 // ilrs.gsfc.nasa.gov URL: https://ilrs.gsfc.nasa.gov/docs/2018/cpf\_2.00h-1.pdf (дата обращения: 15.09.2023).
5. Hao Peng, Xiaoli Bai Machine Learning Approach to Improve Satellite Orbit Prediction Accuracy Using Publicly Available Data // The Journal of the Astronautical Sciences. 2020. №67. С. 762–793.
6. Haoli Ren, Xiaolin Chen, Bei Guan, Yongji Wang, Tiantian Liu, Kongyang Peng Research on Satellite Orbit Prediction Based on Neural Network Algorithm // Proceedings of the 2019 3rd High Performance Computing and Cluster Technologies Conference. New York: Association for Computing Machinery, 2019. С. 267-273.
7. Models for Propagation of NORAD Element Sets // amsat.org URL: https://www.amsat.org/amsat/ftp/docs/spacetrk.pdf (дата обращения: 20.09.2023).
8. SGP4 Orbit Determination // citeseerx.ist.psu.edu URL: https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.462.1089&rep=rep1&type=pdf (дата обращения: 10.09.2023).
9. Беляков Н.В., Самыловский И.А. УТОЧНЕНИЕ ВЕКТОРА СОСТОЯНИЯ КОСМИЧЕСКОГО АППАРАТА ПО ДАННЫМ ЛАЗЕРНОЙ ДАЛЬНОМЕТРИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ // XXXV Международная инновационная конференция молодых ученых и студентов по современным проблемам машиноведения. Москва: ИМАШ РАН, 2023. С. Россия.