

Анализ ударных лунных объектов с использованием методов глубокого машинного обучения и построения нейронных сетей

© А.О. Андреев,^{1,2} Ю.А. Колосов,¹ Ю.А. Нефедьев,¹ Е.А. Чухланцева¹

¹Казанский (Приволжский) федеральный университет,
420008 Казань, Россия

²Казанский государственный энергетический университет,
420066 Казань, Россия

e-mail: andreev.alexey93@gmail.com

Поступило в Редакцию 2 мая 2024 г.

В окончательной редакции 12 августа 2024 г.

Принято к публикации 30 октября 2024 г.

Рассмотрена задача построения каталога лунных ударных кратеров с использованием методов глубокого машинного обучения и построения нейронных сетей. Разработан метод анализа спутниковых наблюдений для выявления ударных образований на лунной поверхности. Проведен анализ структуры ударных объектов и их связи с медленными астероидами. Созданный каталог планируется в дальнейшем использовать для оценки содержания полезных ресурсов на Луне.

Ключевые слова: околоземные астероиды, ударные кратеры, нейронные сети.

DOI: 10.61011/JTF.2024.12.59253.382-24

Развитие космических технологий предъявляет особые требования к анализу физических и химических характеристик небесных объектов [1]. Это в полной мере относится к динамическим и планетофизическим параметрам Луны, в частности, к созданию комплексной цифровой селенографической модели, дающей представление об образовании отдельных кратеров и наличие в них полезных ресурсов в результате ударного взаимодействия с крупными метеороидами. Для решения проблемы использования космических ресурсов в будущем разработаны проекты утилизации вещества астероидов, сближающихся с Землей. С другой стороны, согласно работе [2], утилизация астероидного вещества, поступившего на лунную поверхность, может оказаться технологически более простой и экономически более рентабельной. Благодаря использованию алгоритмов современных симуляторов [3,4] выяснилось, что при скорости падения астероида меньше 12 km/s до 40% вещества ударника сохраняется в околоповерхностном слое в механически раздробленном состоянии. При этом мониторинг ударных событий на лунной поверхности, выполненный миссией LRO (Lunar Reconnaissance Orbiter), показал, что из совокупности 222 новых кратеров, образованных за период в 7 лет, четвертая часть этих ударных событий происходила в результате падения „медленных“ астероидов, имевших среднестатистическую скорость 10 km/s [5,6]. Поверхность Луны содержит многочисленные ударные кратеры, занимающие большую ее часть [7]. Ударные кратеры на Луне относятся к пяти лунным геологическим периодам времени, а именно к донектарской системе, нектарской системе, имбрийской системе, эратосфеновской системе и системе Коперника, охватывающим примерно четыре миллиарда лет. Их формирование и эволюция отража-

ют историю внутренней части Солнечной системы [8]. Шестьдесят лет достижений в проектах исследования Луны (например, миссии „Луна“ и программы „Apollo“, „LRO“, „Kaguya“, „Smart-1“) позволили накопить разнородные данные, включая цифровые изображения, цифровые модели рельефа (ЦМР) и лунные образцы. По результатам анализа космических изображений и данных ЦМР выявлено большое количество ударных лунных кратеров [9], однако субъективность ручного обнаружения и ограничения автоматического обнаружения с различными типами данных приводят к значительным расхождениям в планетофизических свойствах кратеров [10]. Современные исследования с использованием методов ручной обработки позволили изучить только ряд простых кратеров и, таким образом, не были приняты в обработку кратеры неправильной формы и серьезно разрушенные, которые могли образоваться в ранние периоды и нести важную информацию о содержании в них полезных ресурсов астероидного происхождения [11]. Количественные характеристики кратеров находятся в достаточно широких диапазонах диаметра и масштаба, а следы ударных событий на поверхности значительно различаются по форме вследствие перекрытия или заполнения кратера, а также имеют изменчивую и сложную морфологическую структуру. Нами разработан алгоритм и программный комплекс автоматического обнаружения ударных объектов [12], основанный на распознавании образов и машинном обучении (ML). Для построения и обучения модели нейронной сети был использован программный комплекс (ПК) ArcGIS. В модуле Deep Learning ПК ArcGIS собрана большая база моделей и материалов по работе с интеллектуальными нейронными сетями (ИНС). ПК ArcGIS позволяет использовать получившуюся обученную модель ИНС для изучения

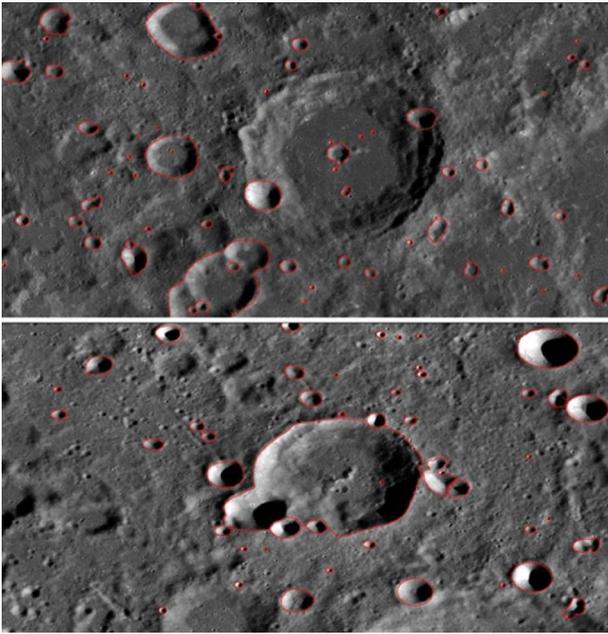


Рис. 1. Наиболее характерные кратеры с четким валом миссии LRO.

других изображений. Данный комплекс обеспечивает производство выборки и категорирование кратеров согласно их визуальным характеристикам. Для создания обучающей выборки использовались снимки лунной поверхности, полученные с помощью миссии LRO. На рис. 1 представлен обучающий материал для модели ИНС, отрисованный вручную, на основе этого материала ИНС обучается поиску объекта на изображении. Здесь выделены наиболее характерные кратеры с четким валом. Обучение модели ИНС длилось 40 эпох (около часа), после завершения данного этапа оценивается качество обученности модели. Мы берем модель ИНС, которая выполняет задачу классификации, также мы имеем пакет данных, в нашем случае это изображение, разбитое на плитки (batch), далее эти плитки полностью проходят через модель ИНС — это называют одной эпохой. После прохождения одной эпохи функция активации (ФА) нейронной сети (основанная на градиентном спуске) принимает какое-то значение. С каждой эпохой с учетом настройки весов это значение все лучше и лучше аппроксимируется под данные. Малое количество эпох (повторений) приводит к недообученности модели ИНС, а избыток — к переобучению. Переобучение — ситуация, когда ИНС по какой-либо причине находит закономерность, которой не должно быть, и начинает учитывать ее в ходе обучения. Оптимального значения эпох позволяет достичь так называемая функция „отсечки“ — она строит график значения функции активации (ФА), и как только значение будет сильно отклоняться она прекратит процедуру обучения, т.е. мы можем вручную выставить 100 эпох и на 40-й эпохе она заметит, что значение ФА отстает от искомого и прервет процесс

обучения. Практикуют такой метод: изначально выставляют предварительно сформированную ФА и случайное значение эпох, после отсечки выбирают получившееся значение ФА и уже меньшее количество эпох.

На рис. 2 слева — размеченный вручную фрагмент изображения, справа — размеченный ИНС на основе обучения. Как следует из рисунка, нельзя утверждать, что модель ИНС точно определяет необходимые объекты. Модель не во всех случаях способна выделить фрагменты, заданные в обучающей выборке. Причиной данной проблемы является недообученность модели. В то же время выделяются объекты, отсутствующие в обучающей выборке, что свидетельствует о понимании модели того, чему ее хотят обучить. Для усовершенствования работы данной модели было принято решение увеличить объем обучающей выборки. При этом возникает проблема с кратерами малых диаметров, которые сложно выделить из-за пикселизации при увеличении масштаба. Эти небольшие кратеры могут вызывать в процессе обучения ИНС противоречия. Необходимо подобрать изображения оптимального разрешения и выделить на них абсолютное количество объектов. Изображения обучающей выборки должны быть разными по контрасту, углу поворота, количеству объектов на

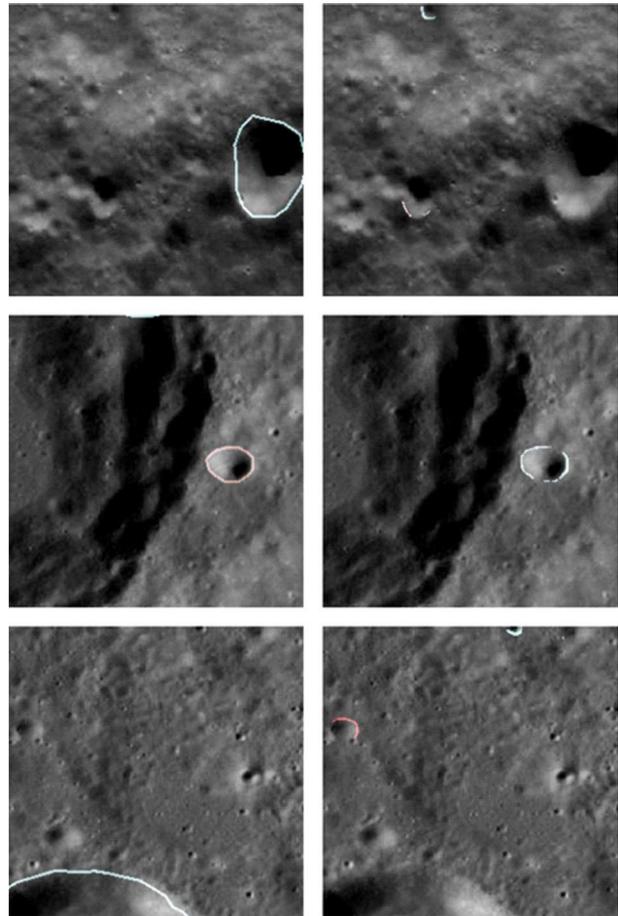


Рис. 2. Сравнение ручной выборки и выборки с помощью ИНС.

снимке, чтобы модель ИНС была более универсальной. В настоящей работе проанализированы 100 000 таких объектов (использованы данные лазерного альтиметрического мониторинга космических миссий „Clementine“, „Kaguya“ и „LRO“), и выполнена выборка ударных кратеров по структурным и планетофизическим свойствам с использованием методов глубокого машинного обучения и построения нейронных сетей. В настоящее время полученные результаты представлены в виде предварительной версии комплексного фундаментального цифрового селенографического каталога ударных кратеров, распределенных по соответствующим категориям. Для достижения большей точности мы продолжаем увеличивать как количество анализируемых снимков, так и число лунных кратеров. Таким образом, окончательный вид каталога будет представлен для обзора в дальнейшем. В процессе исследований установлено, что морфология ударного кратера зависит от его физических и химических характеристик, при этом глубина кратера и его деградация со временем не зависит от рельефа окружающей поверхности. Последнее утверждение позволяет определять, какими ударными метеороидами данный кратер был образован: медленными или быстрыми. Медленными считаются те, которые при ударе имели скорость ниже 12 km/s. При этом если ударник был медленным, то до 40% его вещественного состава остается расположенным близко к границам кратера, что позволит в дальнейшем производить добычу полезных ресурсов, сосредоточенных вблизи данного объекта.

Финансирование работы

Выполненные работы поддержаны Российским научным фондом, грант 24-22-00260.

Конфликт интересов

Авторы заявляют, что у них нет конфликта интересов

Список литературы

- [1] R. Brasser, S.J. Mojzsis, S.C. Werner, O. Abramov. *Icarus*, **361**, 114389 (2021). DOI: 10.1016/j.icarus.2021.114389
- [2] В.В. Шевченко. *Космическая техника и технологии*, **1** (20), 5 (2018).
- [3] D.P. Hamilton. Электронный ресурс. Режим доступа: <https://janus.astro.umd.edu/astro/impact/>
- [4] P.A. Bland, N.A. Artemieva, G.S. Collins, W.F. Bottke, D.B.J. Bussey, K.H. Joy. *Lunar and Planetary Science*, XXXIX, 2045-1 (2008). https://www.researchgate.net/publication/236834191_Asteroids_on_the_Moon_Projectile_survival_during_low_velocity_impact
- [5] E.J. Speyerer, R.Z. Povilaitis, V.S. Robinson, P.C. Thomas, R.V. Wagner. *Nature*, **538** (7624), 215 (2016). DOI: 10.1038/nature19829
- [6] Z. Yue, B.C. Johnson, D.A. Minton, H.J. Melosh, K. Di, W. Hu, Y. Liu. *Nature Geoscience*, **6**, 435 (2013). DOI: 10.1038/ngeo1828
- [7] D. Nesvorný, F.V. Roig, D. Vokrouhlický, W.F. Bottke, S. Marchi, A. Morbidelli, R. Deienno. *Icarus*, **399**, 115545 (2023). DOI: 10.1016/j.icarus.2023.115545
- [8] M.-H. Zhu, N. Artemieva, A. Morbidelli, Q.-Z. Yin, H. Becker, K. Wünnemann. *Nature*, **571**, 226 (2019). DOI: 10.1038/s41586-019-1359-0
- [9] O. Sun, W. Fa, M.-H. Zhu, J. Du. *Icarus*, **404**, 115688 (2023). DOI: 10.1016/j.icarus.2023.115688
- [10] M.-H. Zhu, A. Morbidelli, W. Neumann, Q.-Z. Yin, J.M.D. Day, D.C. Rubie, G.J. Archer, N. Artemieva, H. Becker, K. Wünnemann. *Nature Astronomy*, **5**, 1286 (2021). DOI: 10.1038/s41550-021-01475-0
- [11] Q.-L. Li, Q. Zhou, Y. Liu, Z. Xiao, Y. Lin, J.-H. Li, H.-X. Ma, G.-Q. Tang, S. Guo, X. Tang, J.-Y. Yuan, J. Li, F.-Y. Wu, Z. Ouyang, C. Li, X.-H. Li. *Nature*, **600**, 54 (2021). DOI: 10.1038/s41586-021-04100-2
- [12] A.O. Andreeva, E.N. Akhmedshina, L.A. Nefedyev, Yu.A. Nefedyev, N.Yu. Demina. *Astronomy Reports*, **65** (5), 435 (2021). DOI: 10.1134/S1063772921060019