

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СВЕРХРАЗРЕШЕНИЯ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ АВРОРАЛЬНОГО ОВАЛА МЕТОДАМИ СЛИЯНИЯ ДАННЫХ

Аннотация. В работе представлено сравнение производительности и качества работы подходов к повышению разрешения изображений аврорального овала. Было оценено их влияние на точность определения внешней границы овала на изображениях в более высоком разрешении в сравнении с исходным.

Ключевые слова: авроральный овал, ионосферные неоднородности, суперразрешение, слияние данных.

Введение. Авроральный овал представляет собой область ионосферы Земли в пределах геомагнитного полюса, характеризующаяся высоким содержанием электронов, образовавшаяся под воздействием частиц солнечного ветра. В районе этой области в зависимости от силы возмущения возможно негативное влияние на работу систем связи, навигации и энергетики. В зависимости от солнечной активности ширина и протяженность аврорального овала может пропорционально изменяться. Указанные проблемы носят значимый характер для деятельности, связанной с судоходством и передачей информации. В связи с этим изучение поведения аврорального овала является актуальным для мирового хозяйства.

Большое распространение при изучении авроральных овалов получили методы сегментации на изображениях в ультрафиолетовом спектре, полученных с высокоапогейных спутников. При работе с такими изображениями, часто в довольно небольшом доступном разрешении, эффективность работы данных методов может быть снижена. В связи с этим выглядит целесообразным использование методов суперразрешения (super-resolution) для устранения данной проблемы.

Проблема исследования. В данной работе рассматривается применение методов суперразрешения при определении внешней границы аврорального овала на мультимодальных изображениях. Обработка изначально больших изображений в целом является ресурсо- и времязатратной задачей. Помимо этого, на этапе валидации разница в разрешении между эталонным и мультимодальным изображением может оказаться критичной для итогового результата. Существует большое число подходов с использованием нейронных сетей, однако скорость обработки может существенно различаться, что может быть критичным при использовании в системах прогнозирования будущих состояний.

На основании этого были поставлены задачи: изучить производительность и качество работы подходов к повышению разрешения изображений аврорального овала и оценить точность определения его внешней границы на изображении в более высоком разрешении в сравнении с исходным.

Материалы и методы. Для работы были выбраны четыре модели, предназначенные для увеличения разрешения изображений.

В основе модели EDSR [1] (Расширенные глубокие остаточные сети лежит архитектура сети ResNet, представляющая собой остаточную сверточную сеть, без слоев пакетной нормализации. За счет этого в ней была увеличена производительность, что позволяет на ее основе

конструировать более крупные модели с лучшими характеристиками. Для противостояния неустойчивости, обнаруженной в больших моделях, в ней используется остаточное масштабирование с коэффициентом 0,1 в каждом остаточном блоке с помещением слоев постоянного масштабирования после последних сверточных слоев. Кроме того, после остаточных блоков в ней не используются слои функции активации ReLu.

Базовая структура ESPCN [2] (Эффективная субпиксельная сверточная нейронная сеть) основана на SRCNN. Вместо использования обычных слоев свертки в ней используются субпиксельные, которые действуют как слои обратной свертки. Слой субпиксельной свертки используется в качестве последнего в сети для создания карты высокого разрешения. В ней используется функция активации Tanh, которая показывает лучшие результаты, чем стандартная функция ReLu.

Модель FSRCNN [3] (Быстрые сверточные нейронные сети сверхразрешения) имеет очень схожую концепцию с ESPCN. Обе они имеют базовую структуру, вдохновленную SRCNN, и для повышения скорости используют слои масштабирования в конце вместо интерполяции на ранней стадии. Кроме того, они уменьшают размер входного объекта и используют меньшие размеры фильтров, прежде чем использовать больше слоев картографирования, в результате чего модель становится еще меньше и быстрее. Архитектура начинается со сверточных слоев, размер фильтра которых уменьшен до 5 с 9 в SRCNN. Слои сжатия применяются из-за возможности получения на вход изображения с большим разрешением, из-за его обработка может занимать много времени. Для этого используется фильтр размером 1×1 , что не увеличивает вычислительные затраты. После этого происходит уменьшение нелинейного отображения с использованием нескольких фильтров 3×3 . Следующий за этим блок расширения действует в противоположность блоку сжатия перед применением деконволюционных слоев для повышения дискретизации. Для функции активации используется PReLU.

Модель LapSRN [4] (Суперразрешение с глубокими пирамидальными сетями Лапласа) предлагает золотую середину между противоположными стратегиями масштабирования в начале и в конце. Он предлагает плавно повышать масштаб изображения до требуемого разрешения, используя для этого пирамидальную архитектуру сети, схожую с пирамидами Лапласа. Модель состоит из двух ветвей: выделения признаков и реконструкции изображения. Совместное использование параметров происходит между различными масштабами, используя для четырехкратного увеличения параметры из модели двухкратного. На текущий момент модель поддерживает восьмикратное увеличение разрешения.

Внедрение моделей осуществлялось в разработанный программный комплекс для определения внешней границы аврорального овала с использованием сгенерированных мультимодальных изображений на основе физических гетерогенных данных. Структура программного комплекса представлена на рис. 1. Первоначально модуль чтения данных и генерации изображений готовит мультимодальные карты с данными. После этого модуль сегментации изображения выделяет на изображении форму овала. Модуль расчета внешней границы определяет внешний контур овала и визуализирует его. Модуль валидации проверяет точность работы алгоритма при сравнении с эталонными изображениями разностным методом.

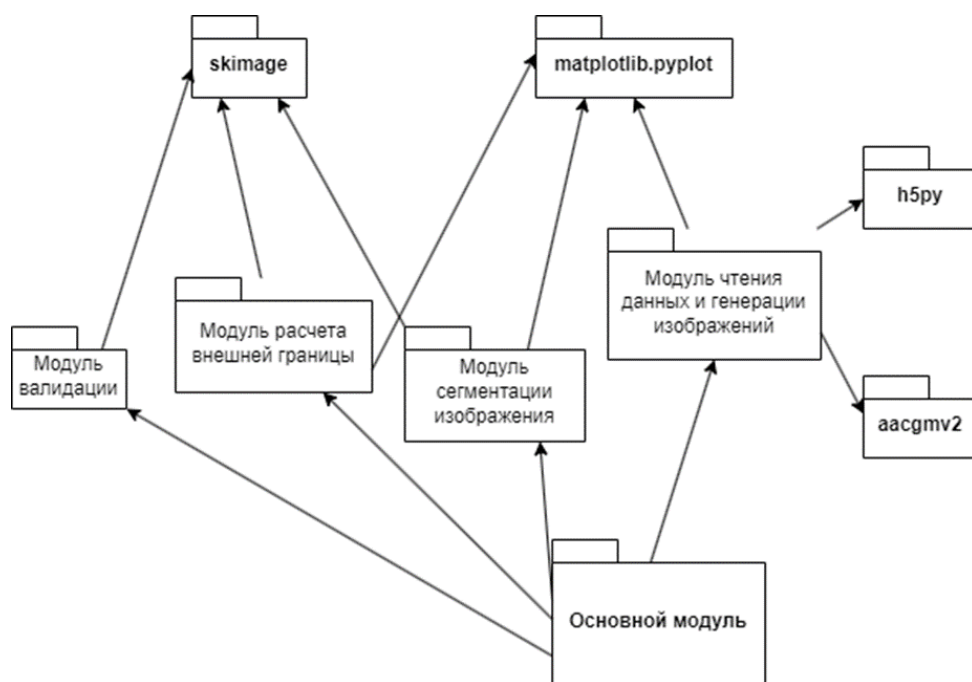


Рис. 1. Структура программного комплекса

Результаты. Результаты замеров времени работы алгоритма для каждого из описанных блоков представлены в табл. 1. Испытание проводилось для пяти изображений.

Общее время работы алгоритма закономерно увеличилось с применением методов увеличения разрешения.

Таблица 1

Результаты замеров времени работы алгоритма

Тип сверхразрешения	Время выполнения, с	Время на сверхразрешение, с	Итоговое время, с
Без сверхразрешения	0:00:09.252970 0:00:04.258288 0:00:03.815042 0:00:02.023659	0	0:19.35
EDSR	0:00:09.252970 0:01:01.589299 0:00:44.846333 0:00:02.197433	0:03:57.464081	4:55.35
ESPCN	0:00:09.252970 0:01:01.244490 0:00:43.380594 0:00:01.982009	0:00:00.986359	1:56.85
FSRCNN	0:00:09.252970 0:01:01.430916 0:00:43.092927 0:00:01.868004	0:00:01.644605	1:57.29
LapSRN	0:00:09.252970 0:01:01.592386 0:00:42.986530 0:00:01.648585	0:00:26.343588	2:21.82

Лучшее масштабирование изображения по качеству было осуществлено с помощью модели EDSR, но оно же показало самое долгое время работы. Лучшее же масштабирование изображения по скорости было осуществлено с помощью модели ESPCN с худшей четкостью деталей при приближении. Оптимальное соотношение скорости и качества масштабирования осуществлено с помощью модели FSRCNN. Качество изображения при использовании LapSRN оказалось незначительно лучше FSRCNN при существенном увеличении времени работы. Результаты масштабирования представлены на рис. 2.

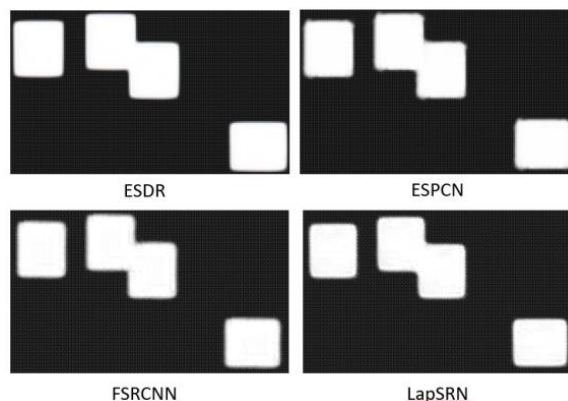


Рис. 2. Результат применения суперразрешения

Повышения разрешения изображения качественно не повлияло на определение внешней границы аврального овала, что показывает сравнение с определением границы до применения методов супер-разрешения, что представлено на рис. 3.

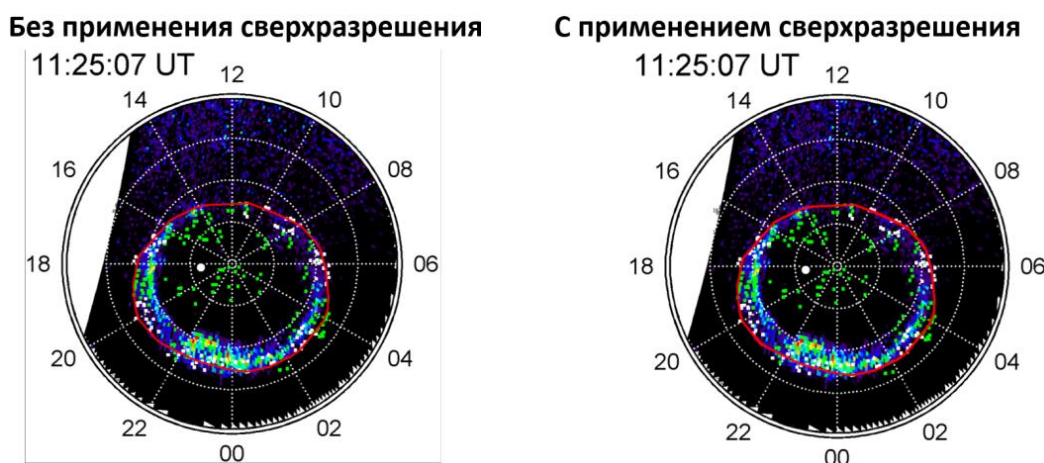


Рис. 3. Сравнение результатов определения внешней границы овала

Заключение. В ходе работы было проведено сравнение работы четырех моделей супер-разрешения: EDSR, ESPCN, FSRCNN, LapSRN. Данные модели производили обработку сгенерированных изображений аврального овала, на основе которых производилось определение внешней границы. Результаты выявили, что супер-разрешение не влияет на улучшение точности работы алгоритма и способствует лишь увеличению времени обработки каждого изображения в отдельности.

Работа выполнена в рамках ГЗ FZZS-2024-0003.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Lim B. et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops. — 2017. — С. 136-144.
2. Shi W. et al. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. — 2016. — С. 1874-1883.
3. Dong C., Loy C. C., Tang X. Accelerating the super-resolution convolutional neural network // Computer Vision—ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part II 14. — Springer International Publishing, 2016. — С. 391-407.
4. Lai W. S. et al. Fast and accurate image super-resolution with deep laplacian pyramid networks // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. — 2018. — Т. 41, № 11. — С. 2599-2613.