

УДК 550.388

МЕТОДИКА, РЕЗУЛЬТАТЫ И СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ MASK-RCNN И YOLO ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО ВЫДЕЛЕНИЯ ТРЕКОВ МОД НА ИОНОГРАММАХ НАКЛОННОГО РАДИОЗОНДИРОВАНИЯ ИОНОСФЕРЫ

С. В. Масюченко¹ [0009-0003-7177-2614], А. О. Щирий² [0000-0001-7312-4424]

¹НИУ Московский энергетический институт, г. Москва, Россия

²Институт земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн
им. Н. В. Пушкова РАН, г. Москва, Россия

¹stiwwin@gmail.com, ²andreyschiriy@gmail.com

Аннотация

Автоматическая обработка ионограмм радиозондирования ионосферы необходима как для оперативного мониторинга ионосферы, так и при анализе массивов архивных данных радиозондирования. Основным этапом для достижения этой цели является автоматическое обнаружение и классификация треков – следов отраженных мод радиосигнала на ионограммах. В работе представлены методика, результаты и выполнен сравнительный анализ применения нейросетевых моделей (нейросетевых архитектур) для инстанс-сегментации Mask RCNN и YOLO. Наиболее успешными оказались модели семейства YOLO, которые обеспечивают как высокую точность, так и вычислительную эффективность. При этом точное попиксельное совпадение масок не является критичным – ключевым требованием является корректная локализация полезного сигнала. Использование указанных моделей для выделения треков на ионограммах продемонстрировало умеренную, но достаточную эффективность: основные структуры треков надежно идентифицируются. В будущем планируется расширение набора применяемых моделей, прежде всего за счет визуальных трансформеров.

Ключевые слова: ионограмма, выделение сигнала, сегментация изображений, автоматизация радиозондирования ионосферы.

ВВЕДЕНИЕ

Работа радиотехнических систем (РТС) декаметрового диапазона, таких как системы коротковолновой радиосвязи и загоризонтной (ЗГ) радиолокации, основана на способности коротких волн многократно отражаться от ионосферы и земной поверхности. Важнейшей задачей для обеспечения корректного функционирования таких РТС является адаптация к ионосферным условиям, для чего в составе этих РТС содержится РТС частотного обеспечения, включающая аппаратуру радиозондирования ионосферы и анализатор загруженности радиоканала. При этом возможна адаптация РТС декаметрового диапазона по рабочей частоте, мощности излучения и скорости передачи информации. Аппаратура радиозондирования ионосферы, как правило, обеспечивает диагностику в режимах наклонного зондирования ионосферы (НЗИ) и вертикального зондирования ионосферы (ВЗИ). В случае загоризонтных радиолокационных станций обязателен также режим возвратно-наклонного зондирования [1]. Адаптация РТС требует автоматической обработки данных радиозондирования. При этом важнейшей задачей при такой автоматической обработке является автоматическое выделение треков мод радиосигнала на ионограмме [2–5]. Иonoграмма НЗИ (см. рис. 1) представляет собой зависимость времени группового запаздывания и амплитуды каждой моды распространения радиосигнала от частоты излучения [6].

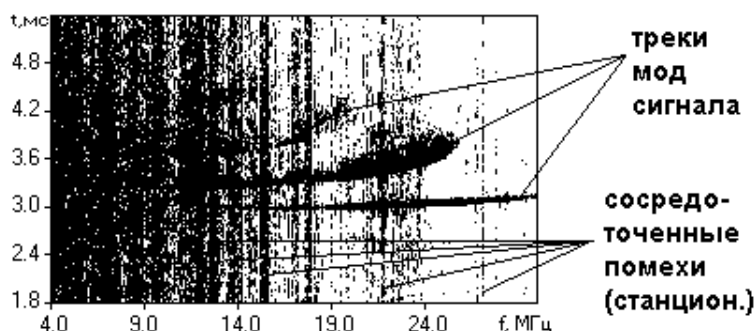


Рис. 1. Пример иonoграммы НЗИ.

В настоящей работе использованы только данные НЗИ, хотя задача выделения треков мод радиосигнала актуальна и для иonoграмм других видов, но интерпретация результатов существенно отличается. Дадим краткий обзор существующих методов автоматической обработки иonoграмм.

Для обработки ионограмм может использоваться метод трафаретных масок [7, 8], когда для выделения сигнальных компонент на ионограммах применяются маски, полученные путем синтеза искусственных ионограмм на основе математических моделей распространения декаметровых радиоволн в ионосферной плазме, далее подгоняемые под исследуемую экспериментальную ионограмму какими-либо алгоритмами. Такой метод обладает рядом недостатков: применяемые математические модели зачастую не обеспечивают приемлемую точность, а также в условиях геомагнитных и солнечных возмущений, особенно в верхних широтах; при таком подходе невозможно выделение сигнальных компонент аномальных мод распространения.

Более примитивные пороговые методы [9], хотя и не подвержены ограничениям моделей распространения радиоволн, но существенно зависят от отношения сигнал/шум (или «качества ионограммы», другими словами).

Значительно более удачными стоит признать методы, основанные на статистических критериях обнаружения резко выделяющихся значений выборки (так называемых «грубых промахов») [10, 11]; однако статистические характеристики сигнала в случаях пересечения треков сигнала с сосредоточенными помехами, диффузности (размытости) сигнала существенно отличаются от характеристик сигнала сильных мод, что может приводить к ошибкам. При этом также не используется информация о протяженной по частоте зондирования структуре трека (из-за обработки ионограммы блоками, равными одной вертикальной линии ионограммы).

Невысокое качество алгоритмов автоматического выделения даже для более простых ионограмм ВЗИ отмечается многими авторами, например, [12]: «существующие на данный момент алгоритмы имеют значительно меньшую эффективность, например, точность автоматической обработки, применяемой диги-зондом Рейниша (DPS-4) в летний период, не превышает 70%, а в зимний 50%». Хотя процитированные оценки [12] делались для ионограмм ВЗИ верхних широт, а для ионограмм средних широт эффективность автоматической обработки ощутимо выше, для многих практических применений такая обработка остается недостаточной, тем более, если речь идет об обработке ионограмм НЗИ, а не ВЗИ.

Ввиду недостатков автоматических способов выделения треков (особенно для ионограмм НЗИ) приходилось применять полуавтоматический способ выделения сигнала [2], заключающийся в том, что на ионограмме оператором вручную выделялись прямоугольные области, содержащие следы треков мод полезного сигнала, затем в выбранных областях спектральные отсчеты, превышающие заданный порог, относились к сигналу, далее находились аппроксимирующие полиномы для получения треков мод.

Конечно, делаются попытки применения нейронных сетей для решения задач выделения треков на ионограммах, правда, в основном ВЗИ и с не вполне ясной точностью и качеством [12–16].

С учетом вышесказанного одним из авторов ранее была предложена методика [17] применения нейросетей для задачи выделения треков мод радиосигнала на ионограммах, где, в отличие от перечисленных выше работ, при построении обучающей выборки размеченных ионограмм отбирают ионограммы радиозондирования ионосферы для нормальных условий распространения радиоволн в ионосфере (при отсутствии солнечных и геомагнитных возмущений) и при разметке помечают их бинарным признаком «неаномальна». Дополнительно отбирают и добавляют в выборку ионограммы для аномальных условий распространения и на этапе разметки помечают их бинарным признаком «аномальна», а на стадии обучения модели в качестве признаков используют не только битовые маски выделенных треков, но и метаданные ионограмм (дату–время зондирования, координаты передающего и приемного пунктов).

Для практической реализации предлагаемой методики необходимо разметить, вручную выделяя треки, весьма большие массивы ионограмм (десятки тысяч). Требование больших обучающих выборок обусловлено большим числом внутренних параметров моделей глубокого обучения.

Отдельно необходимо решить задачу выбора базовой архитектуры нейросети. Поэтому целью настоящей работы было сравнение нейросетевых моделей (нейросетевых архитектур) для инстанс-сегментации Mask RCNN и YOLO, как наиболее эффективных моделей для сегментации, во всяком случае до появления визуальных трансформеров ViT (добавление в сравнительный анализ моделей ViT является задачей будущих работ).

ДАННЫЕ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ МОДЕЛЕЙ

В качестве обучающего набора было использовано 300 ионограмм, полученных при наклонном зондировании по шести радиолиниям: Хабаровск – Йошкар-Ола, Магадан – Йошкар-Ола, Норильск – Йошкар-Ола, Усолье – Йошкар-Ола, Кипр – Йошкар-Ола и Кипр – Москва. Указанное число ионограмм отобрано (вручную) из нескольких тысяч ионограмм как наиболее «непохожих» друг на друга (большие массивы слишком похожих ионограмм отрицательно скажутся на качестве сегментации). Проблему похожести ионограмм соседних сеансов зондирования иллюстрирует рис. 2.

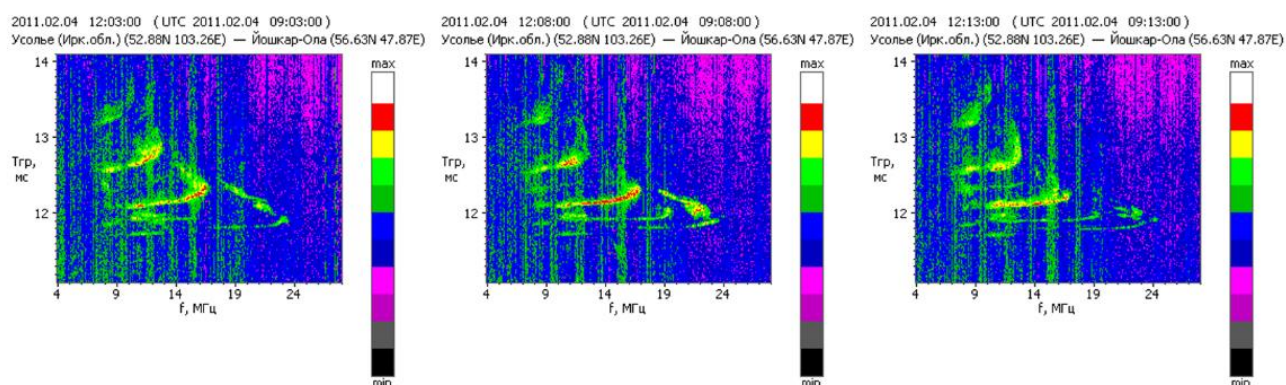


Рис. 2. Ионограммы соседних сеансов могут быть очень похожими.

Вручную была выполнена попиксельная разметка треков с выделением трех классов (цвет, указанный в скобках, использован для маркировки рис. 3 и 4, приведенных далее): L – нижний трек (красный), U – верхний трек (зеленый), N – неопределенные трек (фиолетовый). Пример разметки показан на рис. 3. В результате была получена аннотированная выборка из размеченных ионограмм в формате сегментационных масок, готовая к обучению моделей инстанс-сегментации.

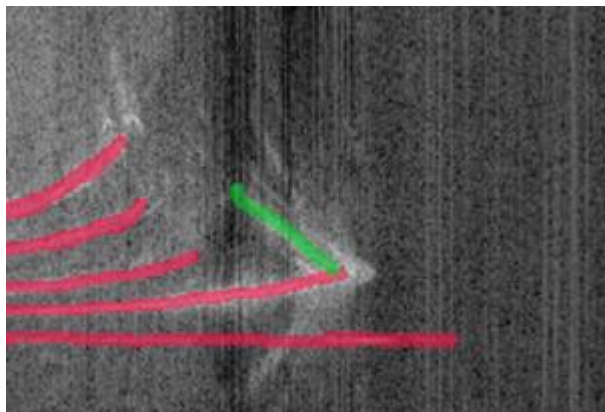


Рис. 3. Пример разметки треков на ионограмме.

Была также предпринята попытка применения аугментации, однако для данной задачи недопустимы трансформации, нарушающие ориентацию трека (например, повороты), поскольку она несет ключевую информацию. В итоге были использованы только следующие преобразования:

- масштабирование по осям X и Y ($\pm 50\%$);
- сдвиг по осям X и Y ($\pm 15\%$);
- случайное изменение контраста;
- добавление размытия (blur).

Подчеркнем, что даже такая ограниченная аугментация применима только для решаемой задачи сегментации. Если же говорить о задачах будущих исследований, таких как построение предиктивных моделей ионосферы на основе ионограмм или моделей интерпретации ионограмм, то там аугментации типа сдвига и масштабирования невозможны, поскольку положение каждого пиксела относительно осей имеет смысл.

МЕТОДИКА ПРИМЕНЕНИЯ МОДЕЛЕЙ

Было проведено сравнительное тестирование ряда передовых моделей, включая классическую Mask R-CNN (с backbone ResNet-50 и Feature Pyramid Network), а также более современные подходы – YOLOv11-Seg, разработанные в рамках семейства YOLO (You Only Look Once) и адаптированные для задач сегментации. Эти модели отличаются высокой скоростью инференса (применения обученной модели) и улучшенной архитектурой feature extraction, что делает их перспективными для обработки больших объемов данных.

Mask RCNN – это архитектура нейронной сети для одновременного обнаружения объектов, их классификации и построения попиксельно точных масок сегментации каждого отдельного экземпляра.

Перечислим этапы работы модели.

1. Извлечение признаков (Feature Extraction)

Сначала изображение проходит через сверточную нейросеть. Она «анализирует» картинку и создает карту признаков, своего рода «описание» содержимого изображения на разных уровнях детализации.

2. Предложение регионов (Region Proposal)

Специальный блок просматривает карту признаков и предлагает возможные места, где могут находиться объекты. Он выдает прямоугольники-«кандидаты» (регионы интереса).

3. Классификация и уточнение рамок (RoI Head)

Каждый предложенный регион обрабатывается отдельно:

- сеть уточняет границы прямоугольника (чтобы он точнее обводил объект);
- определяет класс объекта;
- отбрасывает регионы, где ничего нет.

4. Генерация маски (Mask Branch)

Параллельно с классификацией работает отдельная ветвь сети – ветвь масок. Для каждого найденного объекта она создает точную бинарную маску, которая показывает, какие именно пиксели принадлежат объекту.

YOLO11-seg – это Instance Segmentation на основе YOLO11, модель выполняет одновременное обнаружение объектов, их классификацию и пиксельно-точную сегментацию. Архитектура включает усовершенствованный backbone (для эффективного извлечения признаков) и оптимизированный neck (для агрегации мультимасштабных представлений), что обеспечивает высокую точность при меньшем количестве параметров по сравнению с предыдущими версиями.

Нами были использованы три конфигурации: nano (2.6 млн параметров), small (9.4 млн параметров) и medium (20.1 млн параметров).

Этапы обучения YOLO11-seg отличаются от приведенных выше, за исключением этапа извлечения признаков. Перечислим их.

1. Извлечение признаков.

2. Сеть генерирует набор «прототипов масок» (Prototypical Masks) на все изображение сразу, это набор абстрактных пятен.

3. Для каждого конкретного объекта сеть предсказывает коэффициенты маски.

4. Итоговая маска объекта получается путем сложения этих «прототипов» с нужными весами (коэффициентами) и обрезкой по границе прямоугольника.

РЕЗУЛЬТАТЫ И СРАВНЕНИЕ

Пример результатов сегментации для модели Mask RCNN представлен на рис. 4.

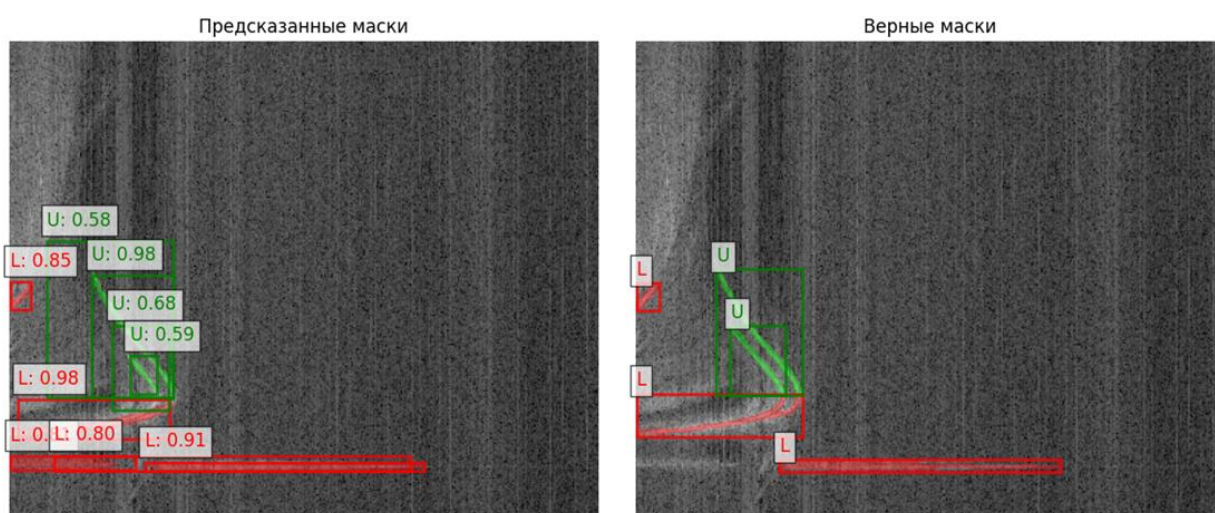


Рис. 4. Пример результатов для Mask RCNN.

Для сравнительного анализа используемых моделей и оценки их качества были использованы следующие метрики, основанные на mAP (mean Average Precision), она учитывает как точность классификации, так и корректность локализации (насколько точно предсказанный bounding box или маска совпадают с разметкой – были проанализированы оба варианта). Это следующие метрики:

- mAP – средняя точность по всем классам, усредненная по диапазону порогов IoU (Intersection over Union) от 0.5 до 0.95 с шагом 0.05;
- mAP@50 – значение mAP при фиксированном пороге IoU = 0.5; учитываются только те предсказания, для которых пересечение с истинной областью составляет не менее 50%;
- mAP per class – значения mAP для каждого класса в отдельности.

В табл. 1 представлены значения указанных метрик.

Табл. 1. Результаты тестирования моделей сегментации.

Модель сегментации	map (box)	map_50 (box)	map (L-class) (box)	map (U-class) (box)	map (N-class) (box)	map (mask)	map_50 (mask)	map (L-class) (mask)	map (U-class) (mask)	map (N-class) (mask)
Mask RCNN	0.29	0.61	0.36	0.31	0.20	0.15	0.44	0.26	0.01	0.18
YOLO_v11 nano	0.31	0.57	0.32	0.43	0.18	0.16	0.48	0.23	0.12	0.14
YOLO_v11 small	0.31	0.67	0.33	0.46	0.14	0.16	0.52	0.24	0.11	0.13
YOLO_v11 medium	0.32	0.58	0.37	0.34	0.14	0.17	0.55	0.23	0.15	0.13
YOLO_v11 small	0.36	0.66	0.72	0.78	0.47	0.21	0.60	0.27	0.20	0.17
Mask RCNN	0.35	0.67	0.36	0.34	0.34	0.18	0.49	0.26	0.01	0.28

Из табл. 1 видно, что основные структуры треков надежно идентифицируются. При этом точное попиксельное совпадение масок не является критичным – ключевым требованием является корректная локализация полезного сигнала. Таким образом, подходы на основе ограничивающих прямоугольников (bounding boxes) показали высокие результаты по стандартным метрикам детекции.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение моделей сегментации изображений Mask RCNN и YOLO для выделения треков мод распространения радиосигнала на ионограммах продемонстрировало умеренную, но достаточную эффективность: основные структуры треков надежно идентифицируются. Наиболее успешными оказались модели семейства YOLO, которые обеспечивают как высокую точность, так и вычислительную эффективность.

Текущие стратегии аугментации данных приводят к генерации изображений с чрезмерно высокой визуальной схожестью, что ограничивает разнообразие обучающей выборки. В дальнейшем целесообразно рассмотреть расширен-

ный набор методов аугментации, способных вносить более значимые и физически обоснованные вариации в структуру ионограмм, тем самым повысив обобщающую способность модели.

В дальнейшем набор применяемых моделей будет расширен прежде всего за счет визуальных трансформеров.

Благодарности

Работа выполнена в рамках государственного задания Минобрнауки России для ИЗМИРАН (тема № FFUM-2026-0010).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Fabrizio G.A.* High frequency over-the-horizon radar: fundamental principles, signal processing, and practical applications. McGraw-Hill Education, 2013.
2. *Щирий А.О.* Разработка и моделирование алгоритмов автоматического измерения характеристик ионосферных коротковолновых радиолиний: Автореф. дис. ... канд. техн. наук [Место защиты: С.-Петербург. гос. ун-т телекоммуникаций им. М.А. Бонч-Бруевича]. СПб., 2007. 19 с. EDN: QMISDO
3. *Щирий А.О.* Развитие средств автоматизации наземного радиозондирования ионосферы // Фундаментальные проблемы радиоэлектронного приборостроения. 2014. Т. 14, № 5. С. 170–173.
4. *Щирий А.О.* Архитектура программной части аппаратно-программного комплекса дистанционного наземного радиозондирования ионосферы // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. 2015. №18. С. 144–152.
5. *Щирий А.О.* Алгоритмы и программное обеспечение автоматизации процессов измерений и обработки данных оперативной диагностики ионосферы и ионосферных радиолиний // Журнал радиоэлектроники. 2022. №10. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2022.10.4>
6. *Филипп Н.Д., Блаунштейн Н.Ш., Ерухимов Л.М., Иванов В.А., Урядов В.П.* Современные методы исследования динамических процессов в ионосфере. Кишинев: Штиинца, 1991. 286 с.

7. Пономарчук С.Н., Грозов В.П., Котович Г.В., Михайлов С.Я. Обработка и интерпретация ионограмм вертикального и наклонного зондирования для диагностики ионосферы на базе ЛЧМ-ионозонда // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. акад. М.Ф. Решетнева. 2013. № 5(51). С. 163–166.
8. Патент РФ №2697433. Цыбуля К.Г. Способ автоматического определения параметров ионосферных слоев по ионограммам. Дата заявки: 26.10.2018. Дата публикации: 14.08.2019.
9. Егошин А.Б. Автоматизированная система адаптивной обработки сигналов со сверхбольшой базой для радиозондирования ионосферных радиолиний. Автореф. дис. ... канд. техн. наук. Марийский гос. техн. ун-т. Йошкар-Ола, 2003. 25 с.
10. Колчев А.А., Щирый А.О. Алгоритм автоматического выделения спектральных компонентов сигнала на ионограмме // Материалы десятого научно-практического семинара «Новые информационные технологии». М.: Московский гос. ин-т электроники и математики, 2007. С. 102–107.
11. Недопекин А.Е. Метод обнаружения сигнала ЛЧМ-ионозонда в частотной области с учетом уширения принимаемых мод ионосферного распространения // Журнал Радиоэлектроники: электронный журнал. 2015. №10. URL: <http://jre.cplire.ru/jre/oct15/5/text.pdf>.
12. Долгачева С.А., Макарова Л.Н., Николаев А.В. Обработка ионограмм высокоширотных станций вертикального зондирования с использованием нейронных сетей: Es и F2 слои // Physics of Auroral Phenomena. 2020. Т. 43, № 1. С. 105–108.
13. Guo L., Xiong J. Multi-Scale Attention-Enhanced Deep Learning Model for Ionogram Automatic Scaling // Radio Science. 2023. Vol. 58, No. 3. p.e2022RS007566. <https://doi.org/10.1029/2022RS007566>
14. Lu Z., Hua C., Wei N., Feng J., Lou P., Liu W. Research on classification of vertical ionogram based on deep convolution neural network // Progress in Geophysics. 2022. Vol. 37. No. 5. P. 1834–1839. <https://doi.org/10.6038/pg2022GG0073>
15. Xiao Z., Wang J., Li J., Zhao B., Hu L., Liu L. Deep-learning for ionogram automatic scaling // Advances in Space Research. 2020. Vol. 66. No. 4. P. 942–950. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2020.05.009>

16. De la Jara C., Olivares C. Ionospheric echo detection in digital ionograms using convolutional neural networks // Radio Science. 2021. Vol. 56. No. 8. P. 1–15.

17. Патент РФ на изобретение № 2859478. Щирий А.О. Способ автоматического выделения полезного сигнала на ионограмме радиозондирования ионосферы, основанный на машинном обучении / ФГБУН Институт земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн им. Н.В. Пушкова Российской академии наук (ИЗМИРАН); № 2023135724; Заявл. 26.12.2023; Опубл. 03.04.2026; Бюл. № 10.

METHODOLOGY, RESULTS, AND COMPARATIVE ANALYSIS OF THE USE OF MASK R-CNN AND YOLO NEURAL NETWORK MODELS FOR THE TASK OF AUTOMATICALLY SELECTING MODE TRACKS ON IONOGRAMS OF OBLIQUE IONOSPHERIC RADIOSONDE

S. V. Masyuchenko¹ [0009-0003-7177-2614], A. O. Schiriy² [0000-0001-7312-4424]

¹*National Research University "Moscow Power Engineering Institute",
Moscow, Russia*

²*Pushkov Institute of Terrestrial Magnetism, Ionosphere and Radio Wave Propagation of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia*

¹ stiwwin@gmail.com, ² andreyschiriy@gmail.com

Abstract

Automatic processing of ionospheric radiosonde ionograms is necessary both for operational monitoring of the ionosphere and for analyzing archived radiosonde data arrays. The central place in this task is occupied by automatic detection and classification of tracks – traces of reflected radio signal modes on ionograms. This paper presents the methodology, results, and comparative analysis of the use of neural network models (neural network architectures) for Mask R-CNN and YOLO instance segmentation. The most successful models were the YOLO family, which provide both high accuracy and computational efficiency. At the same time, the exact pixel-by-pixel matching of the masks is not critical – the key requirement is the correct localization of the useful signal. The use of these models to identify tracks on ionograms

has demonstrated moderate but sufficient efficiency: the main structures of the tracks are reliably identified. The most successful models were the YOLO family, which provide both high accuracy and computational efficiency. In the future, the set of models used will be expanded, primarily due to visual transformers.

Keywords: *ionogram, signal detection, image segmentation, ionogram processing.*

REFERENCES

1. *Fabrizio G.A.* High frequency over-the-horizon radar: fundamental principles, signal processing, and practical applications. McGraw-Hill Education, 2013.
2. *Shchiry A.O.* Development and simulation of algorithms for automatic measurement of characteristics of ionospheric short-wave radio links. PhD Thesis Abstract. St. Petersburg State University of Telecommunications, St. Petersburg, 2007 (In Russian).
3. *Shchiry A.O.* Development of automation tools for ground-based ionospheric radio sounding // *Fundamentalnye Problemy Radioelektronnogo Priboro-stroeniya* [Fundamental Problems of Radioengineering and Device Engineering]. 2014. Vol. 14, No. 5. P. 170–173 (In Russian).
4. *Shchiry A.O.* Software architecture of the hardware-software complex for remote ground-based ionospheric radio sounding // *Novye Informatsionnye Tekhnologii v Avtomatizirovannykh Sistemakh* [New Information Technologies in Automated Systems]. 2015. No. 18. P. 144–152 (In Russian).
5. *Shchiry A.O.* Algorithms and software for automating measurement and data processing for operational diagnostics of the ionosphere and ionospheric radio links // *Zhurnal Radioelektroniki* [Journal of Radio Electronics]. 2022. No. 10. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2022.10.4> (In Russian).
6. *Filipp N.D., Blaunshtein N.S., Eryukhimov L.M., Ivanov V.A., Uryadov V.P.* Modern methods for studying dynamic processes in the ionosphere. Kishinev: Shtiintsa, 1991 (In Russian).
7. *Ponomarchuk S.N., Grozov V.P., Kotovich G.V., Mikhailov S.Ya.* Processing and interpretation of vertical and oblique sounding ionograms for ionospheric diag-

nostics based on an FMCW ionosonde // Vestnik Sibirskogo gosudarstvennogo aerokosmicheskogo universiteta im. ak. M.F. Reshetneva [Vestnik SibGAU]. 2013. No. 5(51). P. 163–166 (In Russian).

8. *Tsybulya K.G.* Method for automatic determination of ionospheric layer parameters by ionograms. Patent RU 2697433, published August 14, 2019 (In Russian).

9. *Egoshin A.B.* Automated system for adaptive signal processing with a super-large base for radio sounding of ionospheric radio links // PhD Thesis Abstract. Mari State Technical University, Yoshkar-Ola, 2003 (In Russian).

10. *Kolchev A.A., Shchiry A.O.* Algorithm for automatic extraction of signal spectral components on an ionogram // Proc. 10th Sci.-Prac. Seminar "New Information Technologies". Moscow: MIEM, 2007. P. 102–107 (In Russian).

11. *Nedopekin A.E.* Method for detecting the FMCW ionosonde signal in the frequency domain, considering the broadening of received ionospheric propagation modes // Zhurnal Radioelektroniki [Journal of Radio Electronics]. 2015. No. 10. Available at: <http://jre.cplire.ru/jre/oct15/5/text.pdf> (In Russian).

12. *Dolgacheva S.A., Makarova L.N., Nikolaev A.V.* Processing ionograms of high-latitude vertical sounding stations using neural networks: Es and F2 layers // Physics of Auroral Phenomena. 2020. Vol. 43, No. 1. P. 105–108 (In Russian).

13. *Guo L., Xiong J.* Multi-Scale Attention-Enhanced Deep Learning Model for Ionogram Automatic Scaling // Radio Science. 2023. Vol. 58, No. 3. e2022RS007566. <https://doi.org/10.1029/2022RS007566>

14. *Lu Z., Hua C., Wei N., Feng J., Lou P., Liu W.* Research on classification of vertical ionogram based on deep convolution neural network // Progress in Geophysics. 2022. Vol. 37, No. 5. P. 1834–1839. <https://doi.org/10.6038/pg2022GG0073>

15. *Xiao Z., Wang J., Li J., Zhao B., Hu L., Liu L.* Deep-learning for ionogram automatic scaling // Advances in Space Research. 2020. Vol. 66, No. 4. P. 942–950. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2020.05.009>

16. *De la Jara C., Olivares C.* Ionospheric echo detection in digital ionograms using convolutional neural networks // Radio Science. 2021. Vol. 56, No. 8. P. 1–15.

17. *Shchiry A.O.* Method for automatic extraction of a useful signal on an ionospheric radio sounding ionogram based on machine learning. Patent RU 2859478, published April 03, 2026 (In Russian).

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



МАСЮЧЕНКО Степан Вадимович – магистрант кафедры прикладной математики и искусственного интеллекта Национального исследовательского университета «МЭИ».

Stepan Vadimovich MASYUCHENKO – student at the Department of “Applied Mathematics and Artificial Intelligence”, National Research University “MPEI”.

email: stiwwin@gmail.com

ORCID: 0009-0003-7177-2614



ЩИРЫЙ Андрей Олегович – кандидат технических наук, старший научный сотрудник Института земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн РАН им. Н.В. Пушкова (ИЗМИРАН), Москва.

Andrey Olegovich SCHIRIY – PhD (Candidate of Technical Sciences), senior researcher at the Pushkov Institute of Terrestrial Magnetism, Ionosphere and Radio Wave Propagation of the Russian Academy of Sciences (IZMIRAN), Moscow.

email: andreyschiriy@gmail.com

ORCID: 0000-0001-7312-4424

Материал поступил в редакцию 20 июня 2026 года