

ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СИНТЕЗА ИОНОГРАММ РАДИОЗОНДИРОВАНИЯ ИОНОСФЕРЫ: ПРОБЛЕМЫ И ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

А. Н. Сингин¹ [0009-0009-6781-8644], А. О. Щирый² [0000-0001-7312-4424]

¹Национальный исследовательский институт «МЭИ», г. Москва, Россия

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

¹sasha.singin@gmail.com, ²andreyschiriy@gmail.com

Аннотация

Рассмотрены особенности и методика применения генеративно-состязательных нейронных сетей (Generative adversarial networks, GAN) для синтеза ионограмм радиозондирования ионосферы в контексте построения статистической модели ионосферы. Предложена специфика наклонного радиозондирования ионосферы, показаны природа данных и их физический смысл. Данные представляют собой конфигурации сеансов радиозондирования, характеристики среды и ионограммы. Описана методика предобработки исходных данных для формирования обучающего корпуса. Приведена общая организация условных GAN, используемых в задачах генерации изображений. Рассмотрены ключевые модификации этого устройства применительно к синтезу ионограмм и схематично продемонстрирована архитектура. Выделены особенности выбора функции потерь, обусловленные знаниями о физическом смысле ионограммы. Как следствие, сформирована составная функция потерь, сочетающая ответ дискриминатора и эвристику. Приведены примеры полученных результатов. Обсуждены проблемы текущей реализации и поставлены задачи дальнейших исследований.

Ключевые слова: ионосфера, радиозондирование, ионограммы, генеративно-состязательные сети, синтез научных изображений.

ВВЕДЕНИЕ

Исследования ионосферы востребованы как для фундаментальной науки (для построения и уточнения моделей геофизических процессов), так и для прикладных целей [1–15]. По данным радиозондирования ионосферы коротковолновыми сигналами (КВ) можно получить информацию о процессах в ионосферной плазме, ее структуре и состоянии. Эти данные также крайне важны для систем КВ-радиосвязи, радиолокации и радионавигации, для компенсации искажений, вносимых ионосферной средой распространения КВ. В частности, работа таких радиотехнических систем (РТС) КВ-диапазона, как системы дальней КВ-радиосвязи и загоризонтной радиолокации, основана на способности КВ многократно отражаться от ионосферы и земной поверхности. Ключевой задачей для обеспечения корректного функционирования таких РТС является адаптация к ионосферным условиям. При этом возможна адаптация РТС КВ-диапазона по рабочей частоте, мощности излучения и скорости передачи информации. Перспективные методы адаптации предполагают даже измерение и компенсацию передаточной функции КВ-радиолинии [9]. Информация об ионосферных процессах важна также для корректного функционирования систем глобального позиционирования (GPS, ГЛОНАСС), хотя эти системы работают не в КВ-диапазоне, но ионосфера является поглощающей средой для радиоволн их рабочих диапазонов, и учет данных об ионосферном поглощении критически значим для функционирования таких систем, в частности для обеспечения требуемой точности определения координат.

Для адаптации к ионосферным условиям необходимо производить оперативную диагностику ионосферы. Из методов такой диагностики наибольший интерес представляют вертикальное, наклонное и возвратно-наклонное радиозондирования ионосферы (соответственно ВЗИ, НЗИ, ВНЗИ) [1, 2]. ИONOграмма ВЗИ представляет собой зависимость амплитуды радиосигнала от частоты и высоты отражения, иONOграмма НЗИ – зависимость амплитуды радиосигнала от частоты и времени группового запаздывания радиоволны.

В то же время актуальной является задача синтеза искусственных иONOграмм для решения ряда задач (интерпретации экспериментальных иONOграмм, определения факта аномальности состояния ионосферы и др.). Традиционно синтез строится на решении краевой задачи распространения радиоволн в двумерно-неоднородной ионосфере [3–8]. Подобный подход позволяет получать

«схематичные» ионограммы «классического» вида, что может быть релевантно, например, для случаев невозмущенной ионосферы. Однако из-за отсутствия полной и точной модели ионосферы математическое моделирование ее реального состояния для всего многообразия моментов времени не представляется возможным (особенно в приполярных областях).

Искусственные нейронные сети (ИНС) открывают альтернативный подход к моделированию состояния ионосферы. Они позволяют получить статистическую модель ионосферы, представленную обученной ИНС. Имеющиеся ионограммы наклонного радиозондирования содержат информацию о фактическом состоянии ионосферы на конкретной радиотрассе в момент времени. Условия проведения зондирования и прочие метаданные, от которых зависит изображение на ионограмме, известны. В таком случае ИНС можно научить синтезировать точные копии ионограмм. При наличии этой способности ИНС становится локальной во времени и пространстве моделью ионосферы, что создает потенциал для применения с целью уточнения существующих математических моделей и генерации синтетических данных для других задач.

КОРПУС ДАННЫХ

В качестве основного источника данных выступает архив ионограмм наклонного радиозондирования Института земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн им. Н. В. Пушкова РАН (ИЗМИ РАН). Из него была отобрана непрерывная серия ионограмм Кипр–Троицк за год между июлем 2024 и 2025 гг. Временной интервал между сеансами радиозондирования составлял 5 мин.

Сами данные представлены в специальном формате [12] и включают метаданные сеанса, массив пикселей ионограммы (рис. 1) и его свойства. Метаданные содержат конфигурацию передатчика и приемника, их координаты, время измерения, начальную и конечную частоты зондирования, интервалы времени группового запаздывания и прочие параметры. Ионограммы как изображения монохромны, имеют переменную геометрию, обусловленную конфигурацией сеанса, а также содержат помехи различной природы.

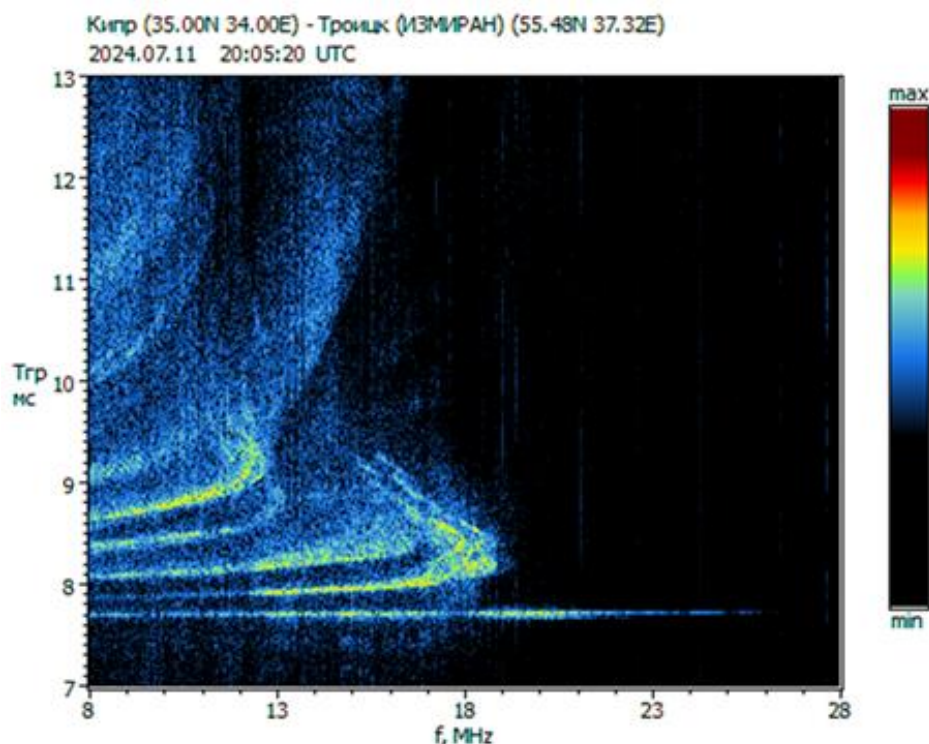


Рис. 1. Ионограмма наклонного радиозондирования ионосферы.

Для полноценного моделирования состояния ионосферы необходимо знать характеристики и самой среды, и внешних факторов, влияющих на состояние ионосферы. Очевидна важность учета солнечных и геомагнитных индексов, а также характеристик межпланетного магнитного поля, параметров плазмы солнечного ветра [14, 15]. Для получения этих данных был использован сервис NASA/GSFC's OMNIWeb [16]. Они были добавлены в обучающую выборку к соответствующим (по дате-времени) ионограммам.

В контексте задачи синтеза научных изображений с помощью нейронных сетей физические параметры выступают в роли условия, которое представляет собой вектор их нормированных величин. Нормированию предшествовала обработка данных, которая включала в себя исключение из выборки элементов с неполными данными состояния околоземного космического пространства. Помимо этого, исключались наблюдения, в которых эти величины принимали статистически аномальные значения. Критерий аномальности заключался в попадании в диапазон ± 2 сигма. Этот шаг является спорным с точки зрения построения локальной вычислительной модели ионосферы. Ключевым аргументом стало ограничение по вычислительным ресурсам, из-за которого обучающую вы-

борку уменьшили до 50 тыс объектов. При таких обстоятельствах мера по исключению концов распределения не является нарушением. Сужение оставшейся выборки проведено случайным образом. Нормирование выполнено относительно диапазонов $[0, 1]$ и $[-1, 1]$. Этот процесс является устоявшейся практикой в глубоком обучении, поскольку решает ряд ключевых проблем обучения нейронной сети: доминирования признаков, медленной сходимости, нестабильного обучения и не взрыва градиентов из-за несоответствия функции активации [17]. К первому диапазону приведены величины, которые не предполагают наличия отрицательных значений и нулевое значение которых означает отсутствие воздействия. К второму приведены периодики и величины, принимавшие значения по обе стороны от нуля. В зависимости от смысла, который несет параметр, применялись различные методы нормировки. Так, для физических величин зачастую было использовано линейное нормирование на пиковый теоретический максимум, к периодическим величинам (типа дня внутри года и часа внутри дня) применялось синусоидальное, а для остальных величин – минимаксное.

В процессе подготовки набора данных ионограммы были частично очищены от шума. В частности, в них были удалены вертикальные полосы, называемые частотным помехами. Для очистки был применен вертикальный медианный фильтр (к каждому столбцу изображения шириной в 1 пиксель). Основание для этого следует из эвристик о большей яркости полезного сигнала над шумом и численном преобладании шумовых пикселей над целевыми в рамках колонки. Такой метод позволил сильно сократить количество ненужной информации на изображении при минимальных утрате и искажении значимой. Отметим также, что каждая ионограмма сопровождается информацией о пределах частот и времени в привязке к координатной сетке изображения. Это позволяет минимизировать геометрические искажения структурных элементов ионограммы при приведении к стандартным размерам.

АРХИТЕКТУРА GAN

Среди множества существующих моделей генеративных нейронных сетей GAN зарекомендовали себя как оптимальное решение с точки зрения отношения вычислительных ресурсов к качеству результата. Существующий опыт [18] показал, что они могут успешно применяться в задачах синтеза научных изображений. Это следует из возможности осуществлять условную генерацию и работать без математической функции потерь, описывающей качество результата. За

основу была принята архитектура BigGAN [19]. Были использованы неглубокая структура генератора и симметричный дискриминатор для квадратного изображения иконограмм со сторонами из 256 пикселей. Из каждого был удален слой собственного внимания, как вычислительно емкий. Для генератора проецирование условия происходит через механизм SPADE [20], что позволяет условию оказывать различное влияние на сегменты выходного изображения. В дискриминаторе этот процесс осуществляется путем скалярного произведения признаков изображения и вектора-условия с последующим пуллингом суммы.

МЕТОДОЛОГИЯ ОБУЧЕНИЯ И ФУНКЦИЯ ПОТЕРЬ

В контексте обучения GAN существует множество нюансов, связанных с балансом сил дискриминатора и генератора. Для эффективного обучения первый не должен быть существенно сильнее второго. Это проявляется в высокой точности предсказания дискриминатора. Подобная ситуация не позволяет генератору получать полезные знания для корректировки собственных весов и, как следствие, обучиться. Ключевыми факторами, влияющими на процесс обучения ИНС, являются оптимизатор и его параметры, выбранная функция потерь, скорость обучения и правила ее изменения.

Конфигурация оптимизатора в большинстве GAN предполагает использование Adam с $\beta_1 = 0$, $\beta_2 = 0.999$, где значение первого параметра позволяет игнорировать историю накопления градиентов, а высокое значение второго – получать устойчивую оценку их масштабов. Подобное решение обусловлено динамичным характером ландшафта потерь, шумностью градиентов и значительной вариативностью их норм. Подход к подбору скорости обучения отличается от работы BigGAN, где дискриминатор обладает на порядок меньшей скоростью обучения. Подобный подход компенсируется тем, что на один шаг генератора приходится два шага дискриминатора. Нами использована иная методика, где оба участника GAN обладают одинаковой скоростью обучения и равным числом шагов. Это создает риски подавления дискриминатором генератора на ранних этапах, что может нарушить сходимость процесса обучения. Во избежание этих последствий была использована составная функция потерь.

Как правило, при обучении GAN единственным сигналом качества результата для генератора выступает оценка правдоподобности дискриминатора. Это особенно актуально в контексте генерации изображений естественного

мира. Однако в случае с генерацией научных изображений допустимо использование знаний о природе и характере синтезируемого изображения для улучшения сходимости и качества результата. Укажем известные положения, сделанные на основе методики сбора, физического смысла ионограммы и правил ее построения:

- большая в процентном соотношении часть изображения – это шум, часть которого составляют системные помехи;
- форма треков мод;
- в основном полезный сигнал сосредоточен под некоторой диагональю, которая смещается от случая к случаю;
- как правило, полезный сигнал ярче, чем шум.

При синтезе ионограмм наклонного радиозондирования ионосферы не требуется точно воссоздавать изначальное изображение – основной акцент делается на точное предсказание треков мод, их положения и количества, а также распыленного сигнала. Некоторые знания, типа информация о структуре и характере системных помех, позволяют проводить предобработку изображений и убирать незначимую информацию, что дает возможность модели избавиться от затрат ресурсов в виде параметров, нацеленных на предсказание шума. Однако удаление системных помех является недостаточным для четкого отделения на изображении сигнала от шума. Доступным подходом является использование эвристики о большей интенсивности сигнала над шумом. В таком случае для построения разделяющей их маски можно взять квадрат интенсивности. Поскольку у ионограмм она приведена к диапазону от 0 до 1, при возведении в степень малые значения становятся заметно меньше, а потери больших уменьшаются. Путем умножения на некоторый коэффициент масштабирования (принятый нами равным 10) получается маска весов пикселей. Согласно ей вычислялась среднеквадратическая ошибка между интенсивностями эталонной и сгенерированной ионограмм, что позволило значительно ускорить сходимость генератора. Такого уровня достаточно для воспроизведения примерных контуров полезного сигнала и понимания его расположения внутри изображения, также это не позволяет дискриминатору рано «задавить» генератор. Таким образом, составная функция потерь представляет собой среднеквадратичную ошибку, рассчитанную по эвристически обусловленной маске и hinge loss, взятых в отношении 1:3.

ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И СУЩЕСТВУЮЩИЕ ПРОБЛЕМЫ

Интерпретация качества результатов является нетривиальным этапом в задаче синтеза ионограмм: основная трудность состоит в отсутствии существующей качественной меры оценки. Метрики, принятые в контексте синтеза изображений и оценивающие пиксельное сходство, приводят к созданию усредненного шума, а метрики, оценивающие структурную схожесть, равнозначно оценивают степени подобия шума и полезного сигнала.

Среди конкретных критериев оценки можно выделить следующие практически значимые: количество явно выделяемых треков мод, соответствие положения и формы трека, положение и форма сигнальной «пыли». Каждый из них, в сочетании с другими, позволяет оценить при генерации влияние некоторой части архитектуры на результат. Таким образом, повторение формы основных треков мод при их смещении может свидетельствовать о недостаточном внимании модели к геометрии выходного изображения. Размытые формы треков при их правильном количестве могут говорить о недостаточно четком указании их границ на выходе. Это, в свою очередь, может указывать на неоптимальность функции потерь. Перечисленные критерии не формализованы математически. Оценку наилучшей модели, как правило, производят путем визуального осмотра результатов генерации для образцов из тестовой выборки. Выполняют сравнительный анализ исходной и сгенерированной ионограмм. В ходе этого процесса устанавливают и фиксируют ключевые отличия, присущие, как правило, всем элементам в рамках проверки. Определение причин и зон улучшения в данном случае производят путем сопоставления проявляемого недостатка со звеном архитектуры.

На рис. 2 представлены типовые ионограммы, включенные в выборку. Каждая из них отличается формой треков мод и распыленного сигнала, их положением и интенсивностью.

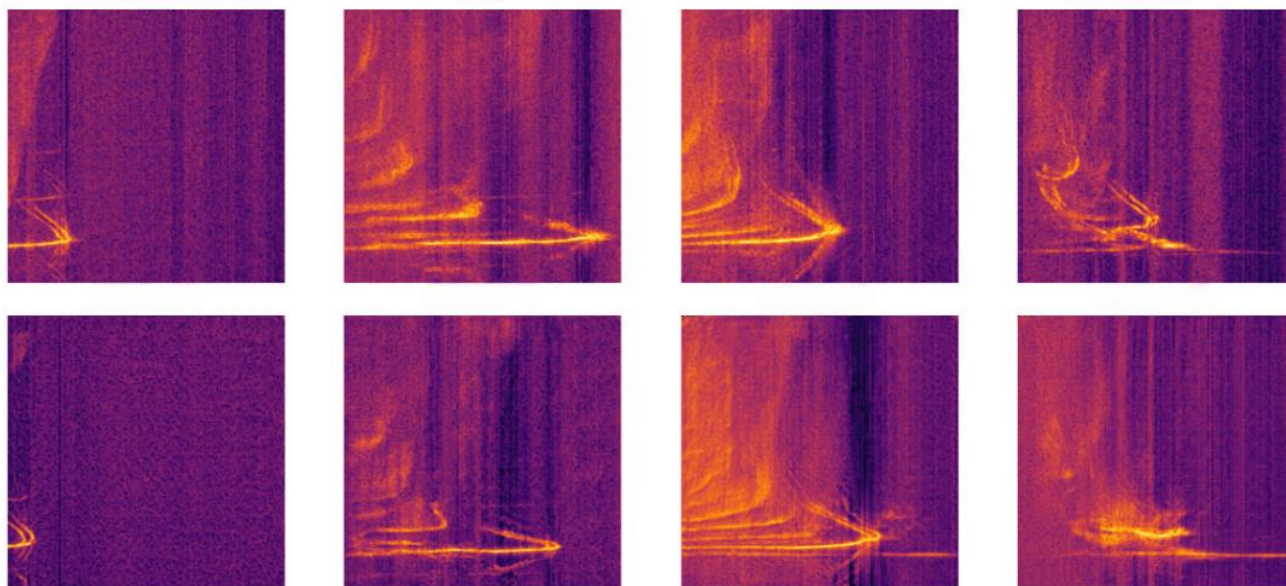


Рис. 2. Истинные (сверху) и сгенерированные (снизу) ионограммы.

На сгенерированных изображениях можно проследить совпадение положений по вертикали между нижними треками мод. При этом по горизонтали наблюдаются различия. Области, в которых сосредоточена основная масса сигнала, пересекаются, но не совпадают. Можно утверждать, что отдаленно сгенерированные изображения кажутся похожими на эталон. Однако на практике отличия критичны в контексте уточнения математических моделей и интерпретации смысла.

Объяснить такое поведение модели можно рядом факторов и причин. К ним, в частности, относится отсутствие точной сегментации изначальной ионограммы на полезный сигнал и шум, что приводит к невозможности сосредоточения модели на важной информации – часть ее ресурсов уходит на предсказание подобного шума. Подозрения также падают на степень выразительности вектора-условия. Отсутствие в нем параметров, описывающих состояние ионосферы в фиксированный момент времени, влияет на полноту знаний модели о среде. Недостаток знаний ведет к неспособности обучить нейронную сеть, соответствующую действительности. Помимо этого, дополнительное внимание стоит уделить интеграции условия, так как из-за недостаточной проекции условия в процесс генерации модель может упустить взаимосвязи на изображении. Все перечисленное может объяснять неточное совпадение положений треков на ионограммах.

Для проведения экспериментов с целью уточнения отмеченных причин необходимо иметь возможность оценить качество генерации. Визуальный осмотр, не будучи заведомо точной и масштабируемой практикой, становится еще более неуместным, как следствие растущего качества генерируемых ионограмм. Ключевыми проблемами, отрицающими визуальную оценку, являются сравнение и обобщение различных составляющих качества синтеза ионограмм. Невозможность визуального подхода не позволяет ответить на вопросы о схожести положения, точности формы и приводит процесс совершенствования модели в тупик. Остро также встает вопрос о применении качественной оценки. Доступным подходом может быть обучение сверточной нейронной сети, где входом и выходом были бы ионограммы. Подобная модель содержит в себе низкоуровневые репрезентации, характеризующие каждую ионограмму. Сравнение векторов-представлений изображений является устоявшейся практикой в контексте глубокого обучения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Построение локальной модели ионосферы путем создания нейронной сети для синтеза ионограмм наклонного радиозондирования ионосферы возможно – предварительные результаты позволяют это утверждать. Названный подход требует использования качественной оценки схожести между сгенерированной и эталонной ионограммами. Для повышения качества синтеза требуется сегментация полезного сигнала на ионограммах. Также модель может выиграть от большего объема информации в векторе условия и усиления степени его влияния на процесс генерации.

Благодарности

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

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Радиозондирование ионосферы спутниковыми и наземными ионозондами / Под ред. С.И. Авдюшина. Труды Института прикладной геофизики им. академика Е.К. Федорова. М.: ИПГ, 2008.

URL: <http://ipg.geospace.ru/publications/book-2008.pdf>

2. Акимов В.Ф., Калинин Ю.К. Введение в проектирование ионосферных загоризонтных радиолокаторов. М.: Техносфера, 2017. 492 с.
3. Носиков И.А., Падохин А.М., Крашенинников И.В., Клименко М.В., Бессараб П.Ф. Особенности расчета минимальных частот мод в задаче прогнозирования условий ионосферной радиосвязи // Известия высших учебных заведений. Радиофизика. 2021. Т. 64, № 8-9. С. 672–685.
4. Прогнозирование состояния КВ-радиоканала на протяженных трассах путем математического моделирования ионограмм НЗ: Отчет о НИР. Часть I / Мособлсовет ВОИР; рук. Ю.Н. Черкашин, И.В. Крашенинников. М., 1990. 27 с.
5. Программы расчета траекторных характеристик распространения коротких радиоволн: Сборник / АН СССР, Ин-т земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн; Отв. ред. канд. физ.-мат. наук Е.М. Жулина. М.: ИЗМИ РАН, 1975. 58 с.
6. Chen J., Bennett J.A., Dyson P.L. Synthesis of oblique ionograms from vertical ionograms using quasi-parabolic segment models of the ionosphere // Journal of Atmospheric and Terrestrial Physics. 1992. Vol. 54, Issues 3–4. P. 323–331.
7. Ларюнин О.А. Численный синтез ионограмм в горизонтально-неоднородной ионосфере на основе модели комбинированного параболического слоя // Солнечно-земная физика. 2016. №. 3. С. 52–58.
<https://doi.org/10.12737/18656>
8. Settimi A., Pezzopane M., Pietrella M., Bianchi C., Scotto C., Zuccheretti E., Makris J. Testing the IONORT-ISP system: A comparison between synthesized and measured oblique ionograms // Radio Science, March 2013. Vol. 48, No. 2. P. 167–179. <https://doi.org/10.1002/rds.20018>
9. Shiriy A.O. HF channel transmit function module measurement // Proceedings of the 5th International Conference on Actual Problems of Electron Devices Engineering, APEDE 2002. 2002. Vol. 5. P. 365–369.
<https://doi.org/10.1109/apede.2002.10449645>
10. Щирый А.О. Разработка и моделирование алгоритмов автоматического измерения характеристик ионосферных коротковолновых радиолний: Автореф. ... канд. техн. наук: Санкт-Петербургский гос. ун-т телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича. СПб., 2007. 19 с. EDN: QMISDO
11. Щирый А.О. Архитектура программной части аппаратно-программного комплекса дистанционного наземного радиозондирования ионосферы //

Новые информационные технологии в автоматизированных системах. 2015. №18. С. 144–152.

12. Щирый 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>

13. Щирый А.О. Использование нейронных сетей для дальнейшего развития программной части аппаратно-программных комплексов радиозондирования ионосферы // Электромагнитные волны и электронные системы. 2024, Т. 29. № 5. С. 55–60. <https://doi.org/10.18127/j15604128-202405-08>

14. Брюнелли Б.Е., Намгаладзе А.А. Физика ионосферы / Отв. ред. Г.С. Иванов-Холодный, М.И. Пудовкин; АН СССР, Ин-т земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн. М.: Наука, 1988. 526 с.

15. Tsaouri I., Themens D. R., Belehaki A. et al. Ionosphere variability II: Advances in theory and modeling // Advances in Space Research. 2023. Vol. 72, No. 3. P. 567–611. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2023.07.056>

16. Goddard Space Flight Center (GSFC). Space Physics Data Facility (SPDF). OMNIWeb Service – NASA. URL: https://omniweb.gsfc.nasa.gov/html/ow_data.html

17. Sola J.V., Sevilla J. Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems // IEEE Transactions on Nuclear Science. 1997. Vol. 44, No. 3. P. 1464–1468. <https://doi.org/10.1109/23.589532>

18. Oliveira L. de, Paganini M., Nachman B. Learning Particle Physics by Example: Location-Aware Generative Adversarial Networks for Physics Synthesis // Comput. Softw. Big. Sci. 2017. 1. 4.

19. Brock J. Donahue, Simonyan K. Large scale GAN training for high fidelity natural image synthesis. URL: <https://arxiv.org/abs/1809.1109>

20. Park T., Liu M.-Y., Wang T.-C., Zhu J.-Y. Semantic Image Synthesis with Spatially-Adaptive Normalization. URL: <https://arxiv.org/abs/1903.07291>

GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS FOR THE SYNTHESIS OF IONOSPHERIC RADIO SOUNDING IONOGRAMS: CHALLENGES AND PRELIMINARY RESULTS

A. N. Singin¹ [0009-0009-6781-8644], A. O. Schiriy² [0000-0001-7312-4424]

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

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

¹sasha.singin@gmail.com, ²andreyschiriy@gmail.com

Abstract

The process of applying Generative Adversarial Networks (GANs) for the synthesis of ionospheric sounding ionograms is considered. This task is relevant in the context of constructing a statistical model of the ionosphere through empirical search. This paper describes the specifics of oblique ionospheric sounding as a subject area, particularly outlining the origin of the data and its physical meaning. The dataset, which includes radio sounding session configurations, environmental parameters, and ionograms, is presented and characterized. A method for converting and preprocessing raw data to form a training corpus is described.

The paper presents the general organization of conditional GANs used in image generation tasks, discusses key modifications to their structure specifically for ionogram synthesis, and provides a schematic demonstration of the architecture. Furthermore, the specifics of loss function selection, based on knowledge of the physical meaning of ionograms, are identified. Based on these considerations, a composite loss function is formulated, combining the discriminator's response with heuristics. Finally, the work provides examples of the results obtained, formulates key existing implementation challenges, and proposes potential solutions.

Keywords: *ionosphere, radio sounding, ionograms, generative adversarial networks, scientific image synthesis*

REFERENCES

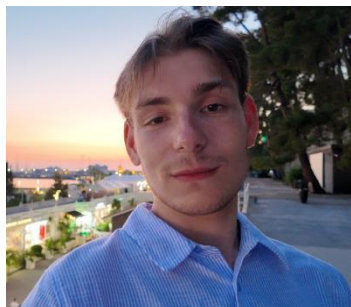
1. Radiozondirovanie ionosfery sputnikovymi i nazemnymi iono-zondami / Pod red. S.I. Avdyushina. Trudy instituta prikladnoj geofiziki im. akademika E.K. Fedorova. M.: IPG, 2008.

URL: <http://ipg.geospace.ru/publications/book-2008.pdf>

2. Akimov V.F., Kalinin Yu.K. Vvedenie v proektirovanie ionosfernyh zagorizontnyh radiolokatorov. M.: Tekhnosfera, 2017. 492 s.
3. Nosikov I.A., Padohin A.M., Krasheninnikov I.V., Klimenko M.V., Bessarab P.F. Osobennosti raschyota minimal'nyh chastot mod v zadache prognozirovaniya uslovij ionosfernoj radiosvyazi // Izvestiya vysshih uchebnyh za-vedenij. Radiofizika. 2021. T. 64, № 8-9. S. 672–685.
4. Prognozirovanie sostoyaniya KV-radiokanala na protyazhennyh tras-sah putem matematicheskogo modelirovaniya ionogramm NZ: Otchet o NIR. Chast' I / Mosoblsoviet VOIR; ruk. Yu.N. Cherkashin, I.V. Krasheninnikov. M., 1990. 27 s.
5. Programmy rascheta traektornyh harakteristik rasprostraneniya korotkih radiovoln: Sbornik / AN SSSR, In-t zemnogo magnetizma, ionosfery i rasprostraneniya radiovoln; Otv. red. kand. fiz.-mat. nauk E.M. Zhulina. M.: IZMI RAN, 1975. 58 s.
6. Chen J., Bennett J.A., Dyson P.L. Synthesis of oblique ionograms from vertical ionograms using quasi-parabolic segment models of the ionosphere // Journal of Atmospheric and Terrestrial Physics. 1992. Vol. 54, Issues 3–4. P. 323–331.
7. Laryunin O.A. Chislennyj sintez ionogramm v gorizontal'no-neodnorodnoj ionosfere na osnove modeli kombinirovannogo parabolicheskogo sloya // Solnechno-zemnaya fizika. 2016. №. 3. S. 52–58.
<https://doi.org/10.12737/18656>
8. Settimi A., Pezzopane M., Pietrella M., Bianchi C., Scotto C., Zuccheretti E., Makris J. Testing the IONORT-ISP system: A comparison between synthesized and measured oblique ionograms // Radio Science, March 2013. Vol. 48, No. 2. P. 167–179. <https://doi.org/10.1002/rds.20018>
9. Shiriy A.O. HF channel transmit function module measurement // Proceedings of the 5th International Conference on Actual Problems of Electron Devices Engineering, APEDE 2002. 2002. Vol. 5. P. 365–369.
<https://doi.org/10.1109/apede.2002.10449645>
10. Shiriy A.O. Razrabotka i modelirovanie algoritmov avtomaticheskogo izmereniya harakteristik ionosfernyh korotkovolnovykh radiolinij: Avtoref. dis. ... kand. tekhn. nauk: Sankt-Peterburgskij gos. un-t telekommunikacij im. prof. M.A. Bonch-Bruевичa. SPb., 2007. 19 c. EDN: QMISDO

11. *Shiriy A.O.* Arhitektura programnoj chasti apparatno-programmnogo kompleksa distancionnogo nazemnogo radiozondirovaniya ionosfery // *Novye informacionnye tekhnologii v avtomatizirovannyh si-stemah*. 2015. № 18. S. 144–152.
12. *Shiriy A.O.* Algoritmy i programnoe obespechenie avtomatizacii processov izmerenij i obrabotki dannyh operativnoj diagnostiki ionosfery i ionosfernyh radiolinij // *Zhurnal radioelektroniki*. 2022. №10.
<https://doi.org/10.30898/1684-1719.2022.10.4>
13. *Shiriy A.O.* Ispol'zovanie nejronnyh setej dlya dal'nejshego razvitiya programnoj chasti apparatno-programmnyh kompleksov radiozondirovaniya ionosfery // *Elektromagnitnye volny i elektronnye sistemy*. 2024, T. 29. № 5. S. 55–60.
<https://doi.org/10.18127/j15604128-202405-08>
14. *Bryunelli B.E., Namgaladze A.A.* Fizika ionosfery / Otv. red. G.S. Ivanov-Holodnyj, M.I. Pudovkin; AN SSSR, In-t zemnogo magnetizma, ionosfery i rasprostraneniya radiovoln. M.: Nauka, 1988. 526 s.
15. *Tsagouri I., Themens D. R., Belehaki A. et al.* Ionosphere variability II: Advances in theory and modeling // *Advances in Space Research*. 2023. Vol. 72, No. 3. P. 567–611. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2023.07.056>
16. Goddard Space Flight Center (GSFC). Space Physics Data Facility (SPDF). OMNIWeb Service – NASA. URL: https://omniweb.gsfc.nasa.gov/html/ow_data.html
17. *Sola J.V., Sevilla J.* Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems // *IEEE Transactions on Nuclear Science*. 1997. Vol. 44, No. 3. P. 1464–1468.
<https://doi.org/10.1109/23.589532>
18. *Oliveira L. de, Paganini M., Nachman B.* Learning Particle Physics by Example: Location-Aware Generative Adversarial Networks for Physics Synthesis // *Comput. Softw. Big. Sci.* 2017. 1. 4.
19. *Brock J. Donahue, Simonyan K.* Large scale GAN training for high fidelity natural image synthesis. URL: <https://arxiv.org/abs/1809.1109>
20. *Park T., Liu M.-Y., Wang T.-C., Zhu J.-Y.* Semantic Image Synthesis with Spatially-Adaptive Normalization. URL: <https://arxiv.org/abs/1903.07291>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



СИНГИН Александр Николаевич – аспирант, ассистент кафедры Прикладной математики и искусственного интеллекта Национального исследовательского университета «МЭИ».

Alexander Nikolaevich SINGIN – PhD student and assistant at the Department of “Applied Mathematics and Artificial Intelligence”, National Research University “MPEI”.

email: sasha.singin@gmail.com

ORCID: 0009-0009-6781-8644



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

SCHIRIY Andrey Olegovich – 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 30 мая 2026 года