

Интеллектуальные системы и технологии Intellectual Systems and Technologies

Научная статья

DOI: <https://doi.org/10.18721/JCSTCS.15401>

УДК 004.932



ГЕНЕРАЦИЯ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ СНИМКОВ МЕСТНОСТИ ИЗ ОПТИЧЕСКИХ

К.В. Прокофьев¹ ✉, С.В. Иванов²

^{1,2} Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики (Университет ИТМО), Санкт-Петербург, Российская Федерация

✉ baterflyrity@yandex.ru

Аннотация. Рост технологического уровня промышленности за последние годы привёл к широкому применению технологий статистического вывода, например, нейронных сетей и машинного обучения, требующих наличия большого объёма исходных данных. В области обработки данных с беспилотных летательных аппаратов наблюдаются сложности с получением исходных радиолокационных снимков местности в связи с дороговизной оборудования, организацией бесполётных зон и трудностью согласования сбора данных. Наборы данных в свободном доступе ограничены и нецелесообразны для ряда исследований. Исследовательские группы либо работают в условиях отсутствия данных, либо нанимают геодезистов и 3D-дизайнеров. В статье изучены методы решения этой проблемы путём генерации радиолокационных изображений из общедоступных оптических спутниковых карт, которые доступны для любой точки Земли. Рассмотрены два метода: моделирование физических процессов распространения радиоволн и свёртка цветного изображения в градации серого. Физическая модель строится в первом приближении как линейное распространение электромагнитной волны с одной точкой отражения, несущественные эффекты распространения радиоволн в атмосфере и при отражении опускаются. Описаны различные алгоритмы свёртки, линейного преобразования цветового пространства RGB в градации серого: YPbPr, HSV, линейная регрессия. Физическая модель отбрасывается ввиду практической неприменимости и сложности реализации. После оценки результатов свёртки по критериям визуального и математического максимального правдоподобия предпочтение отдаётся алгоритму YPbPr. Предложены дополнительные шаги для более точной генерации радиолокационных снимков: добавление шума и преобразования пространства. Полученный алгоритм генерирует визуально и математически адекватные псевдорadiолокационные снимки. Результаты применяются для создания наборов данных, сопоставленных радиолокационных и оптических изображений. Метод имеет преимущество перед аналогами на сельском и диком клаттерах, но проигрывает в густонаселённых районах. Данные используются в нейронных сетях и машинном обучении. Предложено последующее комбинирование алгоритма с генерацией точечных объектов интереса.

Ключевые слова: радиолокационные изображения, генератор, SAR, преобразование спутниковых карт, обработка аэросъёмки

Для цитирования: Прокофьев К.В., Иванов С.В. Генерация радиолокационных снимков местности из оптических // Computing, Telecommunications and Control. 2022. Т. 15, № 4. С. 7–21. DOI: 10.18721/JCSTCS.15401



SAR IMAGES GENERATION FROM OPTICAL IMAGERY

*K.V. Prokofiev*¹ ✉, *S.V. Ivanov*²

^{1,2} ITMO University (Saint Petersburg National Research University of Information Technologies, Mechanics and Optics), St. Petersburg, Russian Federation

✉ baterflyrity@yandex.ru

Abstract. Technological level boost in the industry has led to widespread utilization of neural networks and machine learning that require large datasets. Data processing in unmanned aerial vehicles faces several difficulties such as high equipment cost, no-fly areas and complicated imagery permission acquisition. Public datasets can be deficient and impractical. Researches are forced to either work without initial data or hire surveyors and 3D-designers. The paper solves this problem by generation of synthetic aperture radar images from publicly available optical satellite maps available anywhere on Earth. Two methods are discovered: physical processes of radio wave propagation modeling and color image convolution into grayscale. The physical model is constructed in the first approximation as a linear propagation of an electromagnetic wave with a single point of reflection, insignificant radio waves atmosphere propagation and reflection effects are omitted. Various algorithms of convolution, linear transformation of RGB color space into grayscale are examined: YPbPr, HSV, linear regression. The physical model is discarded due to its practical inapplicability and complexity of implementation. After evaluating the convolution results according to the maximum likelihood criteria, preference is given to the YPbPr algorithm. Additional steps are proposed for more accurate generation: noise addition and space transformation. The resulting algorithm generates visually and mathematically adequate pseudo-radar images to obtain initial datasets, correlated radar and optical images. The datasets are supposed to improve neural networks. The method gives an advantage over analogues in rural and wild clutters but loses in urban areas. In further studies, we propose to combine the results with objects of interest generation.

Keywords: radar imagery, generator, SAR, satellite map transformation, optic to SAR translation, aerial imagery processing

Citation: Prokofiev K.V., Ivanov S.V. SAR images generation from optical imagery. Computing, Telecommunications and Control, 2022, Vol. 15, No. 4, Pp. 7–21. DOI: 10.18721/JCSTCS.15401

Введение

Бурное развитие технологий в направлении машинного обучения и искусственного интеллекта способствует их обширному прикладному применению в различных областях промышленности, в частности, в секторе беспилотных летательных аппаратов (БПЛА).

Собираемые в процессе полётов данные подвергаются широкому спектру разнообразных видов анализа, в первую очередь с помощью нейронных сетевых технологий, которые требуют значительного объёма априорных данных для обучения и оптимизации. Сбор данных БПЛА затруднён из-за целого ряда причин: дороговизны оборудования [1, 2], организации бесполётных зон над точками интереса и крупными населёнными пунктами [3–5], сложностью и медленной скоростью согласования полётов БПЛА [6], ограниченным доступом к собираемым данным. Исследователям и аналитикам приходится заимствовать чужие наборы данных, которые в некоторых видах работ являются не релевантными или получены на другой местности. Сбор исходных данных для целевой местности нередко является невозможной задачей. Альтернативой приходится генерация необходимых данных.



Рис. 1. Примеры оптического (слева) и радиолокационного (справа) снимка земной поверхности сельской местности

Fig. 1. Examples of optical (left) and radar (right) images of the Earth's surface of rural areas

Традиционными классами собираемых данных являются показания датчиков, геодезические координаты, оптические снимки и радиолокационные снимки (рис. 1). Последний класс разительно отличается сложностью съёмки в связи с более высокой стоимостью используемого оборудования и другими приведёнными выше факторами. На рисунке видно, что запечатлённая поверхность включает в себя поле, луг, асфальтовую автодорогу, отдельные деревья и их группы, часть стадиона, кустарную аллею.

Радиолокационные изображения – аналогичные оптическим изображения, полученные с использованием электромагнитных волн отличных частот из диапазона радио [7, 8]. Такие изображения обладают рядом преимуществ перед оптическими аналогами [9]: не зависят от метеоусловий и освещённости, являются более качественными и детальными, просвечивают оптический камуфляж. Но требуют использования специального дорогого оборудования. Снимок состоит из нескольких слоёв: рельеф местности, подстилающая поверхность, объекты интереса. Классическим направлением в генерации является симуляция отражения радиоволн от объектов интереса и последующим вычислением радиолокационной картины объекта в том числе с помощью нейронных сетей. Данному направлению посвящено множество работ [10, 11]. Направление допускает слабую корреляцию и зависимость результата анализа данных от окружающего объект интереса фона. Действительно, для анализа наиболее часто используются свёрточные нейронные сети, которые выделяют на радиолокационном снимке область, включающую объект интереса, и работают далее с ней. Подобный тип анализа данных с БПЛА является лишь одним из применимых; в исследовательских задачах требуется полная радиолокационная картина местности.

Рассматривается второе менее популярное направление, генерация клаттерной карты (карты типов подстилающей поверхности и строений), объединяющей в себе рельеф местности с подстилающей поверхностью, на которую при необходимости возможно нанести требуемые объекты интереса, описанные выше, без ощутимых потерь качества результирующего снимка. Особенностью данного направления является его малая степень изученности, что выражается в слабой представленности тематических практических работ в открытом доступе [12], и отсутствие исходных наборов данных для применения нейронных сетей в открытом доступе.

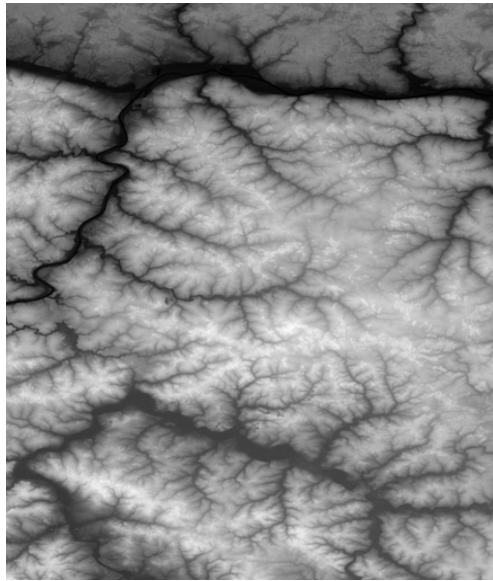


Рис. 2. Пример спутникового радиолокационного снимка целевой местности (рис. 1) из общедоступного набора данных Shuttle Radar Topography Mission

Fig. 2. An example of a satellite radar image of the target area (Fig. 1) from the public data set of the Shuttle Radar Topography Mission

Метод SARViz [13] позволяет осуществлять симуляцию радиосъёмки на основании заранее подготовленной трёхмерной модели целевой местности. В случае отсутствия модели предлагается использовать мировые радиолокационные спутниковые снимки Shuttle Radar Topography Mission [14], которые имеют малое разрешение, что приводит к низкому качеству симуляции (рис. 2). Разрешение снимка не позволяет работать в целевых масштабах. Методы RaySAR [15, 16] и CohRaS [17] применяют упрощённую физическую модель отслеживания отражений радиоволн для получения детальных радиоснимков исходных моделей местности и моделей объектов интереса. Система [18] задействует комплексный подход: дополнительно к использованию методов отслеживания отражений радиоволн интегрирует в себя метод генерации трёхмерных моделей произвольной земной поверхности на основе открытых данных геоинформационных систем, полагая их априорное наличие в достойном качестве.

Задействование заранее подготовленных моделей ограничивает применение высококачественной симуляции преимущественно городской местностью. Моделирование сельской, малоизученной, труднодоступной местности не является целесообразным для ряда задач, в том числе оперативного развёртывания систем поддержки принятия решений на основе снимков местности.

Широкий спектр работ посвящён обратной задаче – преобразованию радиолокационных снимков в оптические [19, 20].

Исследовательские группы вынуждены работать либо в условиях отсутствия исходных данных, либо нанимать компании для геодезического обследования и последующего моделирования местности. Такой подход является неприемлемым по разным причинам: в первую очередь ввиду ограниченности финансирования. Традиционно данная проблема решается путём подмены условий эксплуатации конечного продукта хорошо изученными данными схожей местности или полным отказом от использования радиолокации.

В связи с развитием технологий машинного обучения и искусственного интеллекта задействование и наращивание подобных допущений всё больше приближается к критической точке. В статье исследуется метод решения изложенной проблемы путём применения общедоступных об-

щемировых оптических спутниковых снимков местности в генеративном алгоритме сопутствующих радиолокационных снимков.

Физическое моделирование

Физическая радиолокационная съёмка в первом приближении моделируется линейным распространением радиоволны с одной точкой отражения на земной поверхности (см. рис. 3; под спутником подразумевается любой БПЛА); объёмность пространства и некоторые эффекты распространения электромагнитной волны в атмосфере не учитываются. Радиоволны мощностью P_{Tx} излучаются в сторону Земли в момент времени, когда БПЛА находится в левой позиции. Затем часть энергии радиоволны отражается (волна испытывает потери L_r) от поверхности Земли, приобретая свойства, характеризующие поверхность отражения (клаттера). За время отражения и возвращения волны «наверх» БПЛА перемещается в правую позицию, где детектирует отражённую волну мощностью P_{Rx} и извлекает из неё переносимую информацию о клаттере или объекте интереса. В процессе распространения в атмосфере радиоволны теряют часть энергии (испытывают потери d).

Модель можно записать логарифмическим уравнением радиосвязи:

$$P_{Rx} = P_{Tx} + G_{Tx} - L_{Tx} - L_{los} - L_R - L_{los} - L_{Rx} + G_{Rx}, \quad (1)$$

где T_x – передача; R_x – приём; P – мощность; L – потери на оборудовании; L_{los} – потери в свободном пространстве; L_R – потери при отражении от поверхности Земли.

Потери в свободном пространстве вычисляются по следующей формуле [21]:

$$L_{los} = 32,4 + 20 \lg(f) + 20 \lg(d), \quad (2)$$

где f – частота радиоволны, МГц; d – длина радиотрассы – расстояние от БПЛА до точки отражения, км.

Неровность поверхности Земли определяется в виде разброса Δd (рис. 4). Влияние разброса вычисляется по следующей формуле:

$$\Delta L_{los} = L_{los}(d + \Delta d) - L_{los}(d) = 20 \lg \left(1 + \frac{\Delta d}{d} \right). \quad (3)$$

Допуская, что высота полёта летательного аппарата составляет 1 км, разрешающая способность изображения 1 м, угол отклонения линии распространения радиоволны от горизонта принимается за 90 градусов, а длина радиотрассы d оценивается в 1 км. Тогда среднестатистический разброс Δd при относительно ровной земной поверхности в сельской, лесной, полевой и пригородной местности [22] составляет 15 м. Влияние разброса ΔL_{los} равняется 0,129 дБ или 3 % и не оказывает значительного влияния на радиолокационную картину. Уравнение радиосвязи можно переписать к виду

$$P_{Rx} = C - L_R \quad (4)$$

и перенормировать к виду

$$Y = K_R, \quad (5)$$

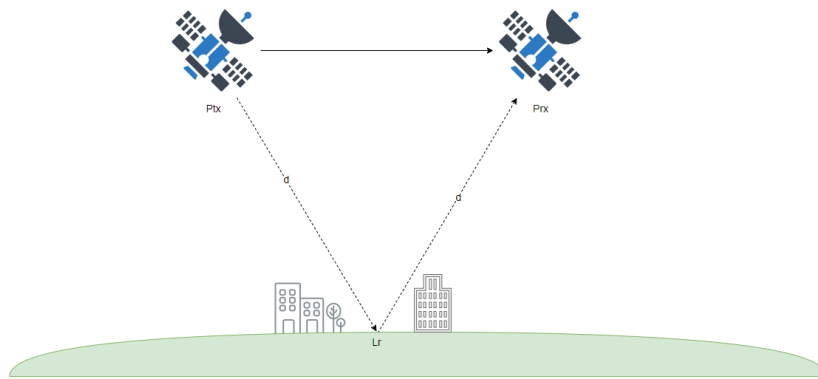


Рис. 3. Принцип радиолокационной съёмки в первом приближении
 Fig. 3. The principle of radar survey in the first approximation

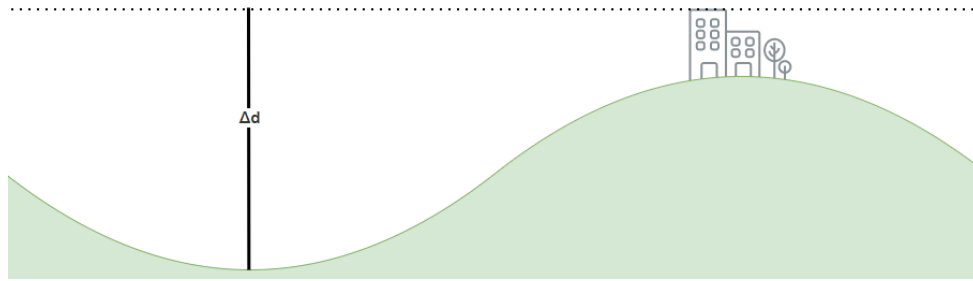


Рис. 4. Неровность поверхности Земли
 Fig. 4. Unevenness of the Earth's surface

где C – константа; Y – яркость изображения; K_R – коэффициент отражения радиоволны заданной частоты от поверхности Земли.

Радиолокационное изображение формируется под действием различной отражающей способности Земли в условиях заданной местности. Потери при отражении зависят от клаттера или объекта интереса и могут быть выведены из данных геоинформационных систем. Точность модели определяется в первую очередь точностью геоинформационных систем, что не подходит для решения общей задачи, а только лишь для генерации набора данных на хорошо исследованной местности, и приносит мало практической пользы. Решено отказаться от физического моделирования и исследовать метод максимального правдоподобия путём преобразования цветового пространства оптических снимков местности RGB в яркостное.

Преобразование цветового пространства

Извлечение радиосвойств клаттеров и объектов интереса из оптического снимка принципиально некорректно и невозможно с точки зрения физики. Но применение сгенерированных псевдорadiолокационных в нейронных сетях, машинном обучении и других алгоритмах обработки данных с БПЛА целесообразно. Рассматривается задача подбора, попиксельная свёртка цветовых компонент оптического снимка в оттенок серого. Задача преобразования цветовых пространств в оттенки серого и оптимизации яркостной компоненты Y , в общем случае, не имеет физических или математических ограничений. Однако исследуется исключительно линейная свёртка, различные широко практикуемые алгоритмы: YPbPr, HSV, линейная регрессия.

Яркостная компонента цветовой модели YPbPr вычисляется по формуле

$$Y = K_R R + (1 - K_R - K_B) G + K_B B, \quad (6)$$

где R, G, B – цветовые компоненты пространства RGB от 0 до 1; K – коэффициенты гамма-коррекции. Коэффициенты гамма-коррекции для телевидения стандартной чёткости определены как $K_B = 0,144, K_R = 0,299$ [23].

Яркостная компонента цветовой модели HSV вычисляется по формуле

$$Y = \max(R; G; B). \quad (7)$$

Коэффициенты a линейной регрессии оценены методом наименьших квадратов с нулевым свободным членом, полученные значения равняются $-0,156$ для R ; $2,189$ для G ; $-1,713$ для B :

$$Y = a_R R + a_G G + a_B B. \quad (8)$$

Отрицательное значение коэффициента для цветовой компоненты R выглядит странно с учётом физической основы цветовой модели RGB , но допустимо в условиях абстрагирования от физических принципов и решения сугубо оптимизационной задачи.

Все рассмотренные алгоритмы генерации исследуются на наборе сопоставленных оптических и радиолокационных снимков местности. После генерации псевдорadiолокационного снимка производится нормализация его яркости: добавляется свободный член, обеспечивающий минимальное расхождение средней яркости эталонных радиолокационных и сгенерированных псевдорadiолокационных снимков.

Оценка результатов

Оценка рассмотренных алгоритмов генерации псевдорadiолокационных изображений из оптических вычисляется следующим образом:

$$\bar{E} = \frac{\sum_W \sum_H |Y - \hat{Y}|}{WH} \quad (9)$$

в абсолютной величине \bar{E} – средняя ошибка на пиксель (принимает значения от 0 до 256), где W – ширина изображения, H – высота изображения, Y – истинная яркость, \hat{Y} – сгенерированная яркость.

В качестве дополнительных метрик используются максимальная (10) и минимальная (11) ошибка на пиксель:

$$E_{\max} = \max_{W, H} |Y - \hat{Y}|, \quad (10)$$

$$E_{\min} = \min_{W, H} |Y - \hat{Y}|. \quad (11)$$

Произведена оценка и сравнение (табл. 1) сгенерированных снимков (рис. 5), в том числе с эталонными радиолокационными (рис. 1, справа). По результатам предлагается к использованию алгоритм YPbPr (6).

Оптимизация алгоритма

После генерации изображения в градациях серого рекомендуется дополнительно наложение шума для симуляции помех, поглощающих элементов и неоднородностей. По природе шум является мультипликативным, по характеру распределения подчиняется гамма-закону [24, 25].



Рис. 5. Сгенерированные псевдорadiолокационные изображения (алгоритмы слева направо: YPbPr, HSV, линейная регрессия)

Fig. 5. Generated pseudo radar images (algorithms from left to right: YPbPr, HSV, linear regression)

Таблица 1

Оценка результатов генерации псевдорadiолокационных снимков

Table 1

Evaluation of the results of pseudo radar images generation

Алгоритм	\bar{E}	E_{\min}	E_{\max}	Среднее смещение яркости	Визуальная оценка
YPbPr	25	0	212	+33	Наиболее визуально схожее изображение
HSV	26	0	214	+37	Слишком высветленные, однородные поля и луга
Линейная регрессия	21	0	200	-6	Наиболее визуально расхожее изображение

На наборе исходных данных проведена оценка параметров распределения мультипликативного шума (рис. 6) методом максимального правдоподобия [26–29] на окрестности радиуса 3 пикселя. Графики плотности вероятности наглядно демонстрируют сходимость гамма распределения к более простому, нормальному, согласно центральной предельной теореме:

$$\bar{Y}_{[x,y]}(R) = (2R + 1)^{-2} \sum_{\Delta x=-R}^R \sum_{\Delta y=-R}^R Y_{[x+\Delta x, y+\Delta y]}, \quad (12)$$

где $\bar{Y}_{[x,y]}$ – среднее значение окрестности пикселя по координатам $(x; y)$; R – радиус окрестности; $Y_{[x,y]}$ – значение пикселя по координатам $(x; y)$.

Рекомендуется наложение мультипликативного гауссовского шума с параметрами $\mu = 0,9885796517360985$, $\sigma = 0,2508281649583726$ (рис. 7).

После генерации радиолокационного изображения рекомендуется выполнить симуляцию полёта беспилотного летательного аппарата (рис. 8, 9). Данный порядок действий позволяет со-

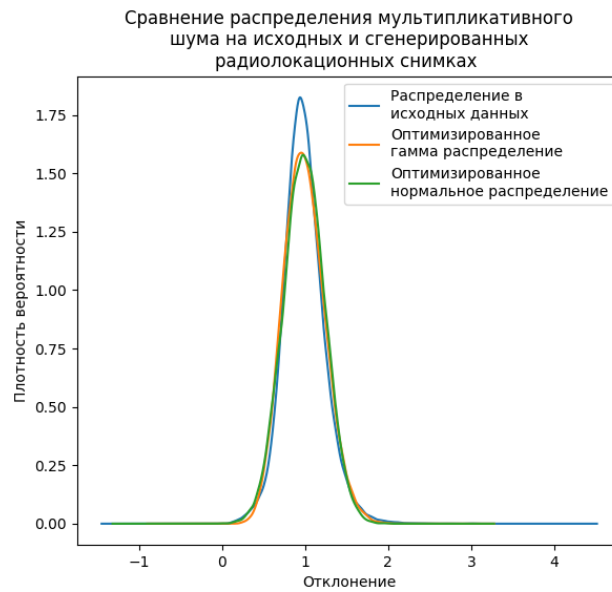


Рис. 6. Сравнение распределения мультипликативного шума
 Fig. 6. Comparison of multiplicative noise distribution

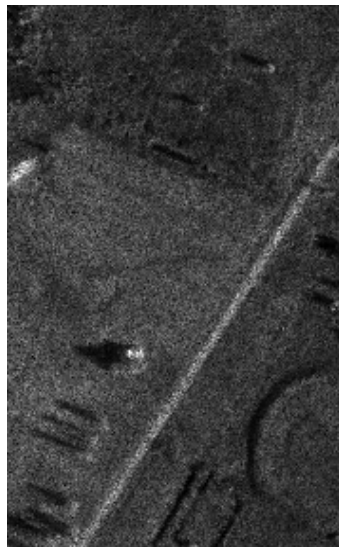


Рис. 7. Пример наложения нормального мультипликативного шума на полученное псевдорadiолокационное изображение с применением алгоритма YPbPr

Fig. 7. An example of superimposing normal multiplicative noise on the obtained pseudo radar image using the YPbPr algorithm

кратить в три раза сложность итоговой генерации. Всё многообразие аэродинамических явлений [30–32] в первом приближении сводится к модели преобразований пространства, которая включает:

1. Наклон.
2. Аффинные преобразования.
 - 2.1. Растяжение (методом обратного сжатия).



Рис. 8. Пример исходного оптического изображения
Fig. 8. An example of the original optical image

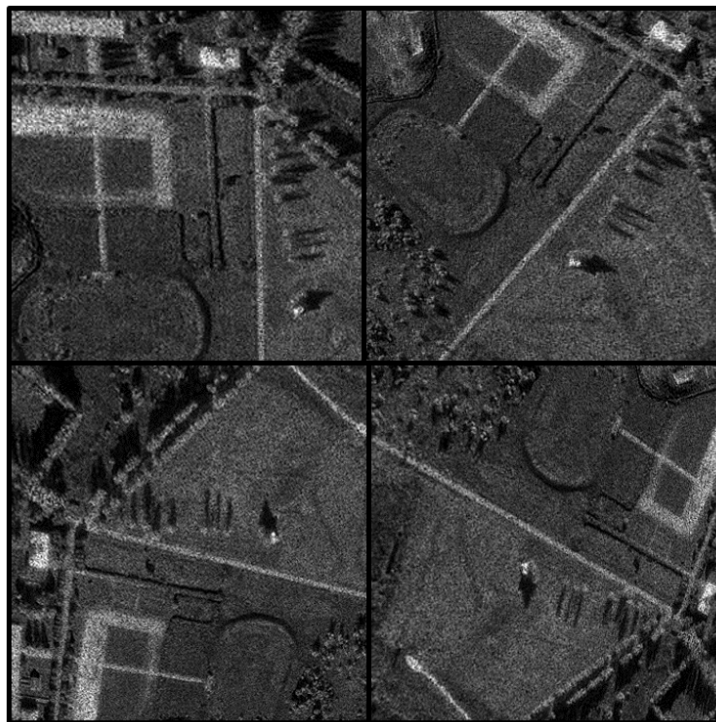


Рис. 9. Примеры полученных из исходного (рис. 8) псевдорadiолокационных изображений с наложением шума и применением преобразований пространства

Fig. 9. Examples of pseudo radar images obtained from the original (Fig. 8) with noise overlay and the use of space transformations

2.2. Движение.

2.2.1. Параллельный перенос.

2.2.2. Поворот.

Под растяжением методом обратного сжатия подразумевается предварительное сжатие изображения (перенормировка масштаба), чтобы при растяжении не приходилось применять интерполяцию пикселей.

Параметры преобразований подбираются случайным образом и составляют не более 10 % от изображения для предотвращения функциональных искажений.

Совокупный набор параметров (табл. 2) позволяет получить конечные псевдорadiолокационные изображения из близких по масштабу к исследованным оптических снимков местности из открытых источников данных.

Таблица 2

Параметры генерации псевдорadiолокационных снимков

Table 2

Parameters for generating pseudo radar images

Параметр	Значение
Коэффициент гамма-коррекции синего канала	0,144
Коэффициент гамма-коррекции красного канала	0,299
Смещение яркости	+ 33
Математическое ожидание нормального распределения шума	0,9885796517360985
Среднеквадратическое отклонение нормального распределения шума	0,2508281649583726
Параметры преобразований пространства	до 10 %

Заключение

Разработан алгоритм генерации псевдорadiолокационных снимков земной поверхности на основе общедоступных оптических изображений, таких как онлайн-карты. Предложены четыре этапа генерации: вычисление яркостной компоненты цветового пространства YPbPr, смещение яркостной компоненты, добавление нормального мультипликативного шума, преобразования пространства (наклон, растяжение методом обратного сжатия, параллельный перенос, поворот). Произведена генерация тестовых изображений, выполнена математическая и визуальная оценка результатов. Получаемые псевдорadiолокационные изображения применимы для обучения нейронных сетей и других алгоритмов анализа данных, собираемых БПЛА. Разработанный метод позволяет ускорить, удешевить или детализировать исследования за счёт использования общедоступных исходных данных для любой локации по сравнению с аналогичными методами на сельском и диком клаттерах, но проигрывает в качестве на густонаселённых и хорошо изученных районах. Рекомендуется комбинация предложенного алгоритма для генерации радиолокационного снимка местности с рассмотренными методами генерации объектов интереса.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Keating E.G., Kerman J., Arthur D. Usage patterns and costs of unmanned aerial systems. Congressional budget office. 2021 // URL: <http://www.cbo.gov/publication/57090>
2. Svedin J., Bernland A., Gustafsson A., Claar E., Luong J. Small UAV-based SAR system using low-cost radar, position, and attitude sensors with onboard imaging capability // Internat. J. of Microwave and Wireless Technologies. 2021. vol. 13 (6). Pp. 602–613. DOI: 10.1017/S1759078721000416
3. Об установлении зон ограничения полетов. Приказ Министерства транспорта РФ № 255.

4. Об установлении запретных зон. Приказ Министерства транспорта РФ № 254.
5. Полётные планы // URL: <https://fpln.ru>
6. Об утверждении федеральных правил использования воздушного пространства Российской Федерации. Постановление Правительства Российской Федерации № 138.
7. **Showman G.A.** An overview of radar imaging // *Principles of Modern Radar*. 2010. vol. I. Basic Principles. Pp. 835–891. SciTech Publishing. 2010.
8. **Hogan D., Brown J.** SAR 101: An introduction to synthetic aperture radar, Capella Space. 2020 // URL: <https://www.capellaspace.com/sar-101-an-introduction-to-synthetic-aperture-radar>
9. **Adhikari G., Halder S., Banerjee S., Chaudhuri S.S.** An effective use of synthetic aperture radar imaging technique over optical remote sensing and real aperture radar for mapping of Earth surface features // *Innovations in Energy Management and Renewable Resources (52042)*. 2021. Pp. 1–6. DOI: 10.1109/IEM-RE52042.2021.9386850
10. **Slover Jason.** Synthetic aperture radar simulation by electro optical to SAR transformation using generative adversarial network. Thesis. Rochester Institute of Technology, 2020.
11. **Sai Raghava Mukund Bhamidipati, Chinmaya Srivatsa, Chethan Kanakapura Shivabasave Gowda, Srikanth Vadada.** Generation of SAR images using deep learning. *SN Computer Science*. 2020 // URL: <https://doi.org/10.1007/s42979-020-00364-z>
12. **Balz T., Hammer H., Auer S.** Potentials and limitations of SAR image simulators – A comparative study of three simulation approaches // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, vol. 101, Pp. 102–109. Available: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.12.008>
13. **Balz T.** Low-cost real-time SAR simulation for applications in mission planning, education and information extraction // *Proc. of the ISPRS Commission VII WG2 & WG7 Conf. on Information Extraction from SAR and Optical Data, with Emphasis on Developing Countries*. Istanbul. 2007.
14. Shuttle Radar Topography Mission // URL: <https://www.earthdata.nasa.gov/sensors/srtm>
15. **Auer S., Bamler R., Reinartz P.** RaySAR – 3D SAR simulator: Now open source // 2016 IEEE Internat. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS). 2016. Pp. 6730–6733. DOI: 10.1109/IGARSS.2016.7730757
16. **Auer S.J.** 3D synthetic aperture radar simulation for interpreting complex urban reflection scenarios. Technical University of Munich, 2011.
17. **Hammer H., Schulz K.** Dedicated SAR simulation tools for ATR and scene analysis // 2011, Proc. SPIE 8179, SAR Image Analysis, Modeling, and Techniques XI, 81790N. <https://doi.org/10.1117/12.897452>
18. **Del Rosso M.P., Masini A., Bracci A., Ridolfi L., Ciccù F., Ullo S.L.** Automatic processing chain for the generation of simplified sar images of large scenes // 2022 IEEE Internat. Geoscience and Remote Sensing Symp. 2022. Pp. 2955–2958. DOI: 10.1109/IGARSS46834.2022.9883859
19. **Enomoto K., Sakurada K., Wang W., Kawaguchi N., Matsuoka M., Nakamura R.** Image translation between SAR and optical imagery with generative adversarial nets // IEEE Internat. Geoscience and Remote Sensing Symp. 2018. Pp. 1752–1755. DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8518719
20. **Li Y., Fu R., Meng X., Jin W., Shao F.** A SAR-to-Optical image translation method based on conditional generation adversarial network (cGAN) // IEEE Access. 2020. vol. 8. Pp. 60338–60343. 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2977103
21. Рекомендация МСЭ-R P.525-4, 2019 // URL: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/p/R-REC-P.525-4-201908-I!!PDF-R.pdf.
22. Recommendation ITU-R P.2108-1, 2021 // URL: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/p/R-REC-P.2108-1-202109-I!!PDF-E.pdf.
23. Рекомендация МСЭ-R BT. 601-7, 2011 // URL: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/bt/R-REC-BT.601-7-201103-I!!PDF-R.pdf.
24. **Intajag S., Chitwong S.** Speckle noise estimation with generalized gamma distribution // *SICE-ICASE Internat. Joint Conf.* 2006. Pp. 1164–1167. DOI: 10.1109/SICE.2006.315296

25. **Singh P., Diwakar M., Shankar A., et al.** A review on SAR image and its despeckling. 2021, Arch Computat Methods Eng 28, 4633–4653 // Available: <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09548-z>
26. **Vinayak R.K., Kong W., Valiant G., Kakade S.** Maximum likelihood estimation for learning populations of parameters // Proc. of the 36th Internat. Conf. on Machine Learning, 2019, PMLR 97: 6448–6457.
27. **Richards F.S.G.** A method of maximum-likelihood estimation // J. of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological). 1961, 23: 469–475. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1961.tb00430.x>
28. **Pan J.X., Fang K.T.** Maximum likelihood estimation // Growth Curve Models and Statistical Diagnostics. Springer Series in Statistics. Springer, New York, NY, 2002. https://doi.org/10.1007/978-0-387-21812-0_3
29. **Rossi R.J.** Mathematical statistics: An introduction to likelihood based inference. New York: John Wiley & Sons, 2018. P. 227.
30. **Wang B.H., Wang D.B., Ali Z.A., Ting B., Wang H.** An overview of various kinds of wind effects on unmanned aerial vehicle // Measurement and Control. 2019. 52 (7-8): 731–739. DOI: 10.1177/0020294019847688
31. **Wang B., Ali Z.A., Wang D.** Controller for UAV to oppose different kinds of wind in the environment // J. of Control Science and Engineering. 2020. Article ID 5708970. 10 p. <https://doi.org/10.1155/2020/5708970>
32. **Whitehead K., Hugenholtz C.H.** Remote sensing of the environment with small unmanned aircraft systems (UASs), part 1: A review of progress and challenges // J. of Unmanned Vehicle Systems, 2014. <https://doi.org/10.1139/juvs-2014-0006>

REFERENCES

1. **Keating E.G., Kerman J., Arthur D.** Usage patterns and costs of unmanned aerial systems. Congressional budget office. 2021. Available: <http://www.cbo.gov/publication/57090>
2. **Svedin J., Bernland A., Gustafsson A., Claar E., Luong J.** Small UAV-based SAR system using low-cost radar, position, and attitude sensors with onboard imaging capability. *International Journal of Microwave and Wireless Technologies*, 2021, vol. 13 (6), Pp. 602–613. DOI: 10.1017/S1759078721000416
3. *Ob ustanovlenii zon ograniicheniya poletov. Prikaz Ministerstva transporta RF No. 255.* (rus)
4. *Ob ustanovlenii zapretnykh zon. Prikaz Ministerstva transporta RF No. 254.* (rus)
5. *Poletnyye plany.* Available: <https://fpln.ru>
6. *Ob utverzhdenii federalnykh pravil ispolzovaniya vozdušnogo prostranstva rossiyskoy federatsii. Postanovleniye Pravitelstva Rossiyskoy Federatsii No. 138.* (rus)
7. **Showman G.A.** An overview of radar imaging. *Principles of Modern Radar*, 2010, vol. I. Basic Principles, Pp. 835–891. SciTech Publishing, 2010.
8. **Hogan D., Brown J.** SAR 101: An introduction to synthetic aperture radar, Capella Space. 2020. Available: <https://www.capellaspace.com/sar-101-an-introduction-to-synthetic-aperture-radar>
9. **Adhikari G., Halder S., Banerjee S., Chaudhuri S.S.** An effective use of synthetic aperture radar imaging technique over optical remote sensing and real aperture radar for mapping of Earth surface features. *Innovations in Energy Management and Renewable Resources (52042)*, 2021, Pp. 1–6. DOI: 10.1109/IEM-RE52042.2021.9386850
10. **Slover Jason.** *Synthetic aperture radar simulation by electro optical to SAR transformation using generative adversarial network.* Thesis. Rochester Institute of Technology. 2020.
11. **Sai Raghava Mukund Bhamidipati, Chinmaya Srivatsa, Chethan Kanakapura Shivabasave Gowda, Srikanth Vadada.** *Generation of SAR images using deep learning.* *SN Computer Science*. 2020. Available: <https://doi.org/10.1007/s42979-020-00364-z>
12. **Balz T., Hammer H., Auer S.** Potentials and limitations of SAR image simulators – A comparative study of three simulation approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, vol. 101, Pp. 102–109. Available: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.12.008>

13. **Balz T.** Low-cost real-time SAR simulation for applications in mission planning, education and information extraction. *Proceedings of the ISPRS Commission VII WG2 & WG7 Conference on Information Extraction from SAR and Optical Data, with Emphasis on Developing Countries*, Istanbul. 2007.
14. Shuttle Radar Topography Mission. Available: <https://www.earthdata.nasa.gov/sensors/srtm>
15. **Auer S., Bamler R., Reinartz P.** RaySAR – 3D SAR simulator: Now open source. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2016, Pp. 6730–6733. DOI: 10.1109/IGARSS.2016.7730757
16. **Auer S.J.** *3D synthetic aperture radar simulation for interpreting complex urban reflection scenarios*. Technical University of Munich, 2011.
17. **Hammer H., Schulz K.** Dedicated SAR simulation tools for ATR and scene analysis. *2011, Proc. SPIE 8179, SAR Image Analysis, Modeling, and Techniques XI, 81790N*, <https://doi.org/10.1117/12.897452>
18. **Del Rosso M.P., Masini A., Bracci A., Ridolfi L., Cicciù F., Ullo S.L.** Automatic processing chain for the generation of simplified sar images of large scenes. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2022, Pp. 2955–2958. DOI: 10.1109/IGARSS46834.2022.9883859
19. **Enomoto K., Sakurada K., Wang W., Kawaguchi N., Matsuoka M., Nakamura R.** Image translation between sar and optical imagery with generative adversarial nets. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2018, Pp. 1752–1755. DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8518719
20. **Li Y., Fu R., Meng X., Jin W., Shao F.** A SAR-to-Optical image translation method based on conditional generation adversarial network (cGAN). *IEEE Access*, 2020, vol. 8, Pp. 60338–60343. 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2977103
21. Rekomendatsiya MSE-R P.525-4, 2019. Available: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/p/R-REC-P.525-4-201908-I!!PDF-R.pdf. (rus)
22. Recommendation ITU-R P.2108-1, 2021. Available: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/p/R-REC-P.2108-1-202109-I!!PDF-E.pdf
23. Rekomendatsiya MSE-R BT. 601-7, 2011. Available: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/bt/R-REC-BT.601-7-201103-I!!PDF-R.pdf. (rus)
24. **Intajag S., Chitwong S.** Speckle noise estimation with generalized gamma distribution. *SICE-ICASE International Joint Conference*, 2006, Pp. 1164–1167. DOI: 10.1109/SICE.2006.315296
25. **Singh P., Diwakar M., Shankar A., et al.** A review on SAR image and its despeckling. 2021, *Arch Computat Methods Eng* 28, 4633–4653. Available: <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09548-z>
26. **Vinayak R.K., Kong W., Valiant G., Kakade S.** Maximum likelihood estimation for learning populations of parameters. *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, 2019, PMLR 97:6448-6457.
27. **Richards F.S.G.** A method of maximum-likelihood estimation. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1961, 23: 469–475. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1961.tb00430.x>
28. **Pan J.X., Fang K.T.** Maximum likelihood estimation. *Growth Curve Models and Statistical Diagnostics*. Springer Series in Statistics. Springer, New York, NY, 2002. https://doi.org/10.1007/978-0-387-21812-0_3
29. **Rossi R.J.** *Mathematical statistics: An introduction to likelihood based inference*. New York: John Wiley & Sons, 2018. P. 227.
30. **Wang B.H., Wang D.B., Ali Z.A., Ting B., Wang H.** An overview of various kinds of wind effects on unmanned aerial vehicle. *Measurement and Control*, 2019, 52 (7-8): 731–739. DOI: 10.1177/0020294019847688
31. **Wang B., Ali Z.A., Wang D.** Controller for UAV to oppose different kinds of wind in the environment. *Journal of Control Science and Engineering*, 2020, Article ID 5708970, 10 p. <https://doi.org/10.1155/2020/5708970>
32. **Whitehead K., Hugenholtz C.H.** Remote sensing of the environment with small unmanned aircraft systems (UASs), part 1: A review of progress and challenges. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, 2014. <https://doi.org/10.1139/juvs-2014-0006>

INFORMATION ABOUT AUTHORS / СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Прокофьев Кирилл Владимирович
Kirill V. Prokofiev
E-mail: baterflyrity@yandex.ru

Иванов Сергей Владимирович
Sergey V. Ivanov
E-mail: sergei.v.ivanov@gmail.com

Поступила: 27.09.2022; Одобрена: 16.12.2022; Принята: 12.01.2023.

Submitted: 27.09.2022; Approved: 16.12.2022; Accepted: 12.01.2023.