

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

Казахский национальный исследовательский технический университет
имени К.И. Сатпаева

Институт промышленной автоматизации и цифровизации имени
А. Буркитбаева

УДК 665.622.43.046.6-52 (043)

На правах рукописи

Есдәулетов Нұр Серікұлы

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

На соискание академической степени магистра

Название диссертации

«ИССЛЕДОВАНИЯ СИСТЕМ
КОСМИЧЕСКОГО
МОНИТОРИНГА СНЕЖНЫХ
ЛАВИН»

Направление подготовки

6М074600 «Космическая техника
и технологии»

Научный руководитель
Доктор технических наук
Ассоциированный
профессор



Байбатшаев М.Ш.

«31» июля 2020 г.

Рецензент (Согласен в
электронном виде)

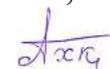
PhD Заведующий кафедрой
«Вычислительная техника и
информационные системы»
АО «КазАТК» им.
М.Тынышбаева



Д.М. Ескенди́рова

«31»июля 2020 г.

Нормоконтроллер
PhD, сениор-лектор



Хабай А.

«31» июля 2020 г.

ДОПУЩЕН К ЗАЩИТЕ

Заведующий кафедрой
_____ И. Сыргабаев

«____» _____ 2020 г.

Алматы 2020

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РЕСПУБЛИКИ
КАЗАХСТАН

Казахский национальный исследовательский технический университет
имени К.И. Сатпаева

Институт промышленной автоматизации и цифровизации имени
А. Буркитбаева

Кафедра Электроники, телекоммуникации и космических технологий
6M074600 – «Космическая техника и технологии»

УТВЕРЖДАЮ

Зав.кафедрой ЭТиКТ

И.Сыргабаев

« _____ » _____ 2020 г.

ЗАДАНИЕ

на выполнение магистерской диссертации

Магистранту Есдәулетов Нұр Серікұлы

Тема: Исследования систем космического мониторинга снежных лавин

Утверждена приказом Ректора Университета № 1194-М от “29” октября
2018 г

Срок сдачи законченной диссертации “31” июль 2020 г.

Исходные данные к магистерской диссертации:

Перечень подлежащих разработке в магистерской диссертации вопросов:

1. Знакомство с литературой по теме диссертации.
2. Изучение существующих подходов к решению задачи. Выполнение литературного обзора.

Рекомендуемая основная литература:

1. A Modeling the robotic systems by methods of discrete analysis for special class of production processes. 3rd International Workshop on advanced motion control. Baibatshayev M.Sh., Dusembaev A.E. Beysenbaev A. USA, California, Berkeley, 20-23 march, 1994. с 41-48.
2. Потенциал и методология спутникового SAR для картирования опасности. В материалах Международного симпозиума по геонаукам и дистанционному зондированию IEEE 2001. Хоникель, М.; Строчи, Т.; Вернер, С.Л., Сидней, Австралия, 9–13 июля 2001 г.
3. Дистанционное зондирование снежных лавин: последние достижения, потенциал и ограничения. Холодный Рег. Sci. Technol. Эккерсторфер, М.; Bühler, Y.; Frauenfelder, R.; Malnes, E. 2016, 121, 126–140.

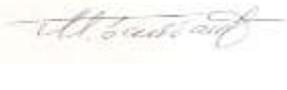
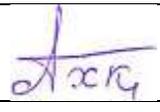
ГРАФИК

подготовки магистерской диссертации

Наименование разделов, перечень разрабатываемых вопросов	Сроки представления научному руководителю	Примечание
Знакомство с литературой по теме диссертации. Изучение существующих подходов к решению задачи. Выполнение литературного обзора.	11.03.2019	Выполнено
Разработка цепочки автоматической обработки.	31.05.2019	Выполнено
Настройка алгоритма лавинной активности.	19.01.2020	Выполнено
Решение производительности алгоритма автоматического обнаружения лавины.	01.04.2020	Выполнено

Подписи

консультантов и нормоконтролера на законченную магистерскую диссертацию с указанием относящихся к ним разделов диссертации

Наименования разделов	Консультанты, И.О.Ф. (уч. степень, звание)	Дата подписания	Подпись
Теоретическая часть	Ассоц.проф. М.Ш.Байбатшаев	31.07.2020	
Экспериментальная часть	Ассоц.проф. М.Ш.Байбатшаев	31.07.2020	
Результаты и их обсуждение	Ассоц.проф. М.Ш.Байбатшаев	31.07.2020	
Нормоконтролер	PhD, А.Хабай	31.07.2020	

Научный руководитель  М.Ш.Байбатшаев

Магистрант  Н.С. Есдаулетов

АННОТАЦИЯ

Система мониторинга активности лавин. Алгоритм автоматического обнаружения лавин, использованный в этом исследовании, является дальнейшим развитием алгоритма, представленного Vickers. Vickers разработали алгоритм, основанный на обнаружении изменений, для определения областей, где имелись потенциальные лавины. Эти области впоследствии были сегментированы на два класса с использованием метода кластеризации без контроля К-средних, классы, представляющие лавинные и не лавинные пиксели. Алгоритм был протестирован на небольшом наборе данных из трех пар изображений S1 после цикла лавинного мокрого снега. Алгоритм дал TSS 0,7 с POD в диапазоне от 55% до 68% и соответствующими FAR между 27% и 56% по сравнению с ручными обнаружениями. Этот алгоритм был доработан Vickers, поскольку изменяющаяся природа снежных условий на изображениях S1 приобрела различные пороги обратного рассеяния для классификации лавинного мусора. Хотя POD, полученные для используемых наборов данных, не были значительными улучшениями в более ранней версии, было показано, что подобный уровень производительности может быть достигнут для более крупных областей обнаружения, где, как ожидается, метеорологические условия будут различаться как по изображениям, так и по парам изображений.

АҢДАТУ

Қар көшкінін бақылау жүйесі. Бұл зерттеуде пайдаланылған автоматты көшкінді анықтау алгоритмі Викерс ұсынған алгоритмнің одан әрі дамуы болып табылады. Викторлар көшкіндердің ықтимал аудандарын анықтау үшін өзгерістерді анықтауға негізделген алгоритм жасады. Бұл аудандар кейіннен К-құралдарынсыз кластерлеу әдісін, көшкін және көшкін емес пикселдерді көрсететін кластерлер әдісі арқылы екі классқа бөлінді. Алгоритм қар көшкінінен кейін үш жұп S1 суреттерінің шағын жиынтығында сыналды. Бұл алгоритм 0,7 TSS берді, POD 55% -дан 68% -ға дейін және сәйкес FAR 27% мен 56% арасындағы қолмен анықтауға қарағанда. Бұл алгоритмді Виккерс одан әрі дамытты, өйткені S1 көрінісіндегі қар жағдайының өзгеру сипаты көшкіннің қоқыстарын жіктеуге арналған әртүрлі аралық шегін алды. Пайдаланылған деректер жиынтығы үшін алынған POD ертерек шығарылған кезде айтарлықтай жақсартулар болмағанымен, ауа-райының ауа райы жағдайлары кескінде де, ауа-райында да өзгеруі мүмкін болатын үлкен анықталатын аудандарда осындай деңгейге қол жеткізуге болатындығы көрсетілген. жұп сурет.

ANNOTATION

Avalanche activity monitoring system. The automatic avalanche detection algorithm used in this study is a further development of the algorithm presented by Vickers. Vickers developed an algorithm based on change detection to identify areas of potential avalanches. These areas were subsequently segmented into two classes using a clustering method without K-means control, classes representing avalanche and non-avalanche pixels. The algorithm was tested on a small dataset of three pairs of S1 images after an avalanche wet snow cycle. The algorithm gave a TSS of 0.7 with a POD ranging from 55% to 68% and corresponding FARs between 27% and 56% compared to manual detections. This algorithm was further developed by Vickers as the changing nature of snow conditions in the S1 imagery has acquired different backscatter thresholds for classifying avalanche debris. While the PODs obtained for the datasets used were not significant improvements in the earlier release, it has been shown that a similar level of performance can be achieved for larger detection areas where meteorological conditions are expected to vary in both imagery and pairs of images.

СОДЕРЖАНИЕ

Определения и сокращения	8
Введение	9
1. Платформы дистанционного зондирования	10
Основной раздел	12
2. Система мониторинга активности лавин	12
2.1 Вход	12
2.2 Обработка	16
2.3 Вывод	21
3. Настройка алгоритма лавинной активности	21
4. Результаты	22
4.1 Настройка параметров алгоритма для улучшения автоматического обнаружения.	22
4.2 Ручное удаление ложных тревог	24
4.3 Пространственно-временная лавинообразная деятельность	25
4.4 Лавинная карта деятельности и временные ряды	27
4.5 Полевая проверка ручного и автоматического обнаружения лавин	28
5. Решение	32
5.1 Производительность алгоритма автоматического обнаружения лавин	32
5.2 Сравнение с другими схемами автоматического обнаружения лавины	33
5.3 Ограничения и источники ошибок	34
5.4 Глобальное применение мониторинга лавин в реальном времени с использованием S1.	35
Заключение	37
Исход использованной литературы	38
Приложение А	40

ОПРЕДЕЛЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ

<i>РСА</i>	- Радар с синтезированной апертурой
<i>СМР</i>	- Системная модель рельефа
<i>S1A</i>	- Один из двух идентичных спутников созвездия Сентинел-1
<i>S1B</i>	- Один из двух идентичных спутников созвездия Сентинел-1
<i>ОДЗ</i>	- Обнаруженный диапазон земли
<i>Gdar</i>	- Универсальный набор инструментов Python для обработки растровых данных.
<i>ВПП</i>	- Вертикальная передача и прием
<i>ВППП</i>	- Вертикальная передача, горизонтальный прием

ВВЕДЕНИЕ

В последнее десятилетие новаторские исследования с использованием систем дистанционного зондирования или технологии связи и позиционирования, показывают потенциал спутниковых технологий для мониторинга снега и лавин.

-актуальность исследовательской работы: система автоматического мониторинга лавины в режиме, близком к реальному времени, которая выводит детектированные лавинные полигоны примерно через час после загрузки данных Sentinel-1 SAR.

-цель исследования: представить систему мониторинга лавинной активности практически в реальном времени с использованием данных Sentinel-1 в Норвегии в период 2014–2019 гг.

-аппарат исследования: Sentinel-1 обеспечивает съемками всю территорию Европы, Канады, а также основные морские судоходные пути каждые 1–3 дня, независимо от погодных условий.

-объект исследования:Северный регион Норвегий

1 Платформы дистанционного зондирования

Снежные лавины - это быстрые массовые перемещения снега вниз по склону или склону, происходящие во всех заснеженных горных районах по всему миру. Улучшение общественного прогноза лавин с целью снижения смертности и снижения ущерба инфраструктуре имеет высокую социально-экономическую значимость для людей, живущих в заснеженных горных районах. В течение последних четырех десятилетий в европейских Альпах ежегодно гибнет около 100 человек в лавинах. Ежегодные финансовые потери от закрытия дорог и повреждения инфраструктуры оцениваются в Европе более чем в один миллиард евро в год.

Обычное публичное прогнозирование лавин выполняется специалистами-людьми, которые полагаются на разнообразные, неполные данные с удобной пространственной выборкой, то есть тем, что можно легко наблюдать и получать в пределах области прогноза. Эксперты должны заниматься вопросами пространственно-временного масштабирования, когда доступны данные за короткие промежутки времени из небольших и не всегда репрезентативных областей. В частности, данные о лавинной активности редко доступны в масштабе, релевантном для всей области прогноза, несмотря на его критическую важность в прогнозировании лавин.

Традиционный полевой мониторинг лавин ограничен доступом к удаленным районам, смещением наблюдателей, высокой лавинной опасностью и плохой видимостью. Тем не менее, знания о пространственно-временных проявлениях лавинной активности предоставляют прямые доказательства нестабильности снега, а также количественные данные о факторе последствий в уравнении лавинного риска (риск = вероятность × последствия).

Дистанционное зондирование лавин является молодой и развивающейся научной областью. Marcus Eckerstorfer предоставил обзор лавинного дистанционного зондирования с использованием оптических, лидарных и радиолокационных датчиков на наземных, воздушных и космических платформах. Какая комбинация платформы и датчика должна быть развернута, во многом зависит от пространственно-временной шкалы цели мониторинга. Предпочтительный выбор технологии для картографирования лавинной опасности или мониторинга лавинной активности на уровне сообщества для горнолыжных курортов или на отдельных склонах, наземные датчики. Обе оптические по кадровые камеры и наземные сканеры LiDAR были успешно развернуты для непрерывного мониторинга наклона. Для мониторинга лавинной активности в региональном масштабе предпочтительными являются оптические и радиолокационные спутниковые данные. Очень высокие оптические спутниковые данные были использованы для обнаружения лавинной активности после экстремального лавинного цикла в Швейцарии в январе 2018 года. Yves Bühler использовал данные Spot 6/7, чтобы вручную разграничить более 18 000 лавин, достигнув высокой

точности по сравнению с наземным обучением при разведке на вертолете. Данные оптического спутника, в лучшем случае, очень пригодны для обнаружения лавин и мониторинга активности, поскольку все части лавины, от ее начальной зоны до ее области осадконакопления, могут быть четко видны. Тем не менее, облачный покров, затененные участки и полярная ночная темнота являются ограничивающими факторами для непрерывного эксплуатационного использования в течение всей зимы.

Такой долгосрочный мониторинг лавин на больших территориях может быть осуществлен только с помощью космического радара с синтезированной апертурой (РСА). Обнаружение лавины на изображениях РСА было введено Alan Wiesmann с использованием данных РСА С-диапазона ERS-1 и ERS-2. Последующие исследования экспериментировали с данными TerraSAR-X в X-диапазоне и данными ультратонкого режима Radarsat-2 в С-диапазоне. В последующих исследованиях использовались данные РСА в С-диапазоне, предоставленные Сентинел-1. Обычно для этих исследований, лавины были обнаружены экспертной интерпретацией изображений, обнаружения временных изменений во временных рядах до одной зимы. Недавно несколько исследований показали применение алгоритмов классификации и сегментации для автоматического обнаружения лавин в данных Sentinel-Eckerstorfer автоматически обнаружил лавинную активность на большой площади 150×100 км в течение двух зим (2016–2018 гг.)

С использованием нескольких орбит Sentinel-1. Coleou и Karbou использовали четыре полосы Sentinel-1 для обнаружения лавинной активности во Французских Альпах в период с конца декабря 2017 года по конец апреля 2018 года. Они, как правило, обнаружили, что их алгоритм выдает слишком много ложных тревог, когда результаты обнаружения попадают в метеорологический контекст. Недавно было протестировано использование нейронных сетей для сегментации лавин. Повышенная активность в области обнаружения лавинных сигналов РСА, вероятно, обусловлена бесплатной и частой доступностью данных РСА в диапазоне С, предоставляемых группировкой Sentinel-1 почти во всем мире.

Цель данного исследования - представить систему мониторинга лавинной активности практически в реальном времени с использованием данных Sentinel-1 в Норвегии в период 2014–2019 гг. Сначала мы анализируем доступность данных Sentinel-1 и их пространственное покрытие в зонах схода лавин. Затем мы представляем логику и производительность алгоритмов обнаружения лавин, проверенных на основе экспертной интерпретации (ручное обнаружение) и отрегулированных на основе этого сравнения. Наконец, мы вводим алгоритм отслеживания возраста и представляем обнаруженную пространственно-временную лавинную активность в период 2014–2019 гг.

2 ОСНОВНОЙ РАЗДЕЛ

Я разработал цепочку автоматической обработки, которая обрабатывает три разных входных данных в трех разных продуктах вывода (рисунок 1). В следующем разделе подробно описано каждая часть цепочки обработки, начиная с входной части, которая состоит из трех различных слоев данных, которые я использовал:

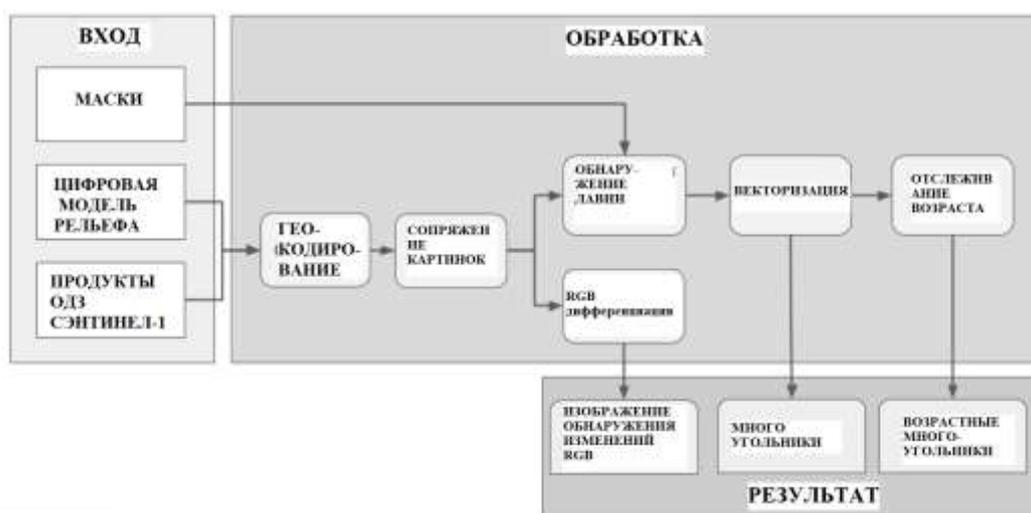


Рисунок 1- Рабочий процесс цепочки обработки для автоматического обнаружения лавин с использованием данных Sentinel-1.

2.1 Вход

2.1.1 Маски

Маски являются критическими входными слоями, которые изображают области, в которых лавины могут и не могут возникнуть. Чтобы сократить время вычислений, все области, где возникновение лавин крайне маловероятно, замаскированы. Аналогично, чтобы уменьшить неопределенность обнаружения, вычисляется маска, которая изображает области, где возникновение лавин очень вероятно. Если обнаруженная функция возникает в покрытой снегом зоне схода лавин, существует высокая вероятность того, что эта функция является лавиной. Лавинные зоны выбега являются частью лавинного пути, где лавины обычно останавливаются.

Недавно была разработана маска для зоны схода лавин для всей Норвегии, основанная на 10-метровой СМР. Эта маска зоны схода лавин была построена с использованием зон потенциального сброса лавин в качестве отправной точки и выведения лавинного биения с помощью набора инструментов TauDEM, доступного в ArcGIS (<http://hydrology.usu.edu/taudem/>). Эта лавинообразная маска выбега устраняет 48,5% от общей площади исследования (рис. 2). Другие районы, где сход лавин маловероятен, включают водоемы (30% от общего АОИ) и

лесные массивы (3,3% земельных площадей). Территории, используемые в сельском хозяйстве (1,6% земельных площадей) и площади оледенения (2,1% земельных площадей) маскируются из-за их чувствительности к изменению шероховатости поверхности (например, вспашка в случае сельскохозяйственных угодий) и в случае ледников из-за их чувствительности к изменениям снежного покрова, особенно в начале зимы.

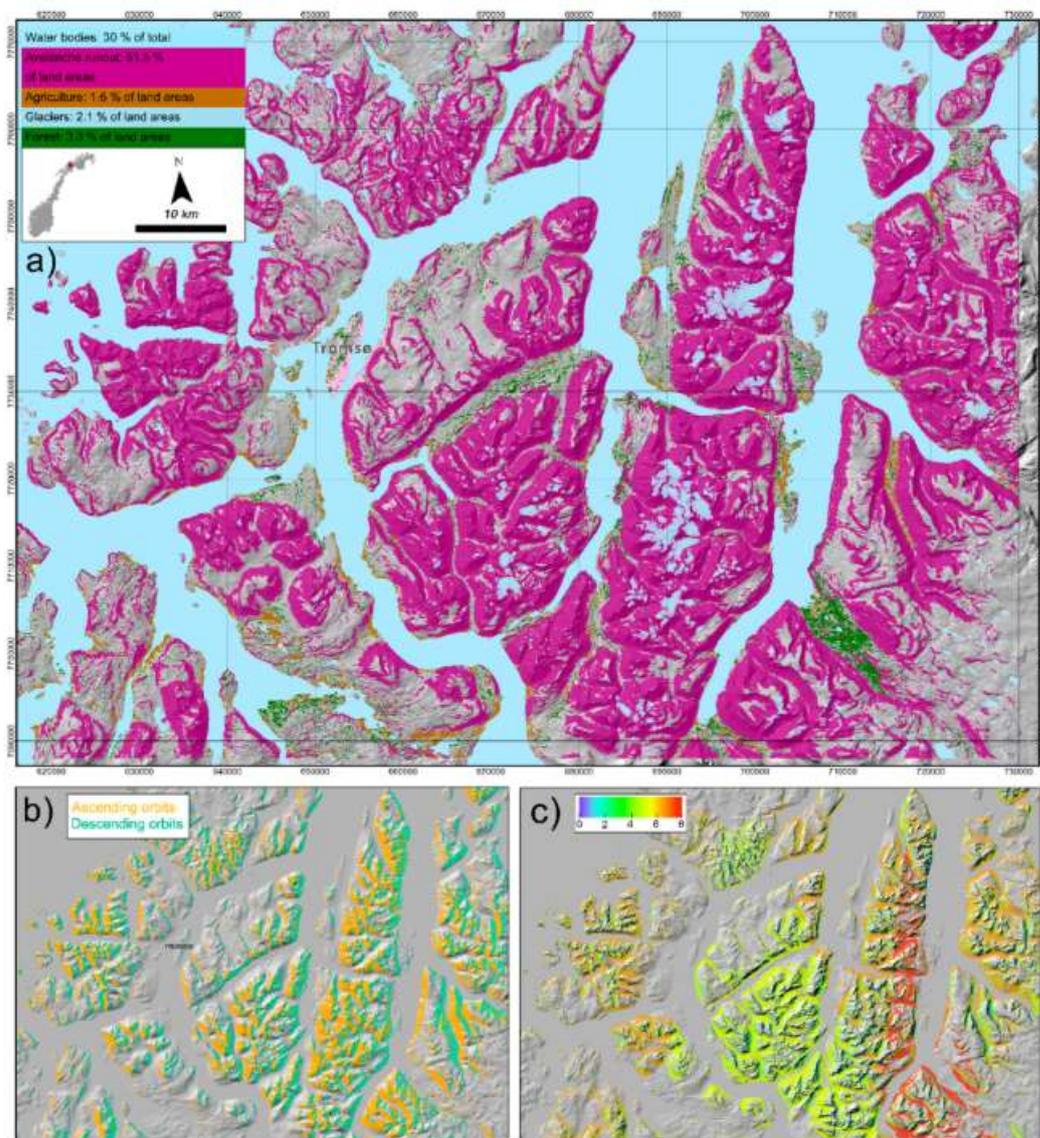


Рисунок 2. - (а) Лавинная маска (фиолетового цвета), водоемы, сельскохозяйственные и лесные районы, наложенные на карту тени холма интересующей области. (б) маски из-за посадок и радиолокационной тени на восходящих и нисходящих орбитах, (с) средний объем покрытия Сентинел-1 за 6-дневный повторный цикл для зон схода лавин в зоне исследования в 2017–2018 гг. Области без покрытия Sentinel-1 показаны как заштрихованные области

2.1.2 Цифровая модель рельефа (ЦМР)

В ходе исследования использовал общедоступную ЦМР высокого разрешения с разрешением 10 м пикселей и точностью ± 1 м. ЦМР была построена с использованием данных бортового лазерного сканера и недавно обновлена в 2018 году. Она доступна в UTM 33. ЦМР была загружена с веб-сайта Норвежских картографических органов (kartkatalog.geonorge.no).

2.1.3 Sentinel-1 GRD Продукты

Созвездие Сентинел-1 состоит из двух идентичных спутников (S1A и S1B), которые вращаются вокруг Земли на 180 градусов друг от друга. Спутники движутся по солнечно-синхронной околополярной орбите с помощью радиолокационных приборов, освещающих поверхность перпендикулярно направлению полета.

Данные Сентинел-1 (S1) автоматически загружались из Центра открытого доступа ESA (<https://scihub.copernicus.eu/>) и Центра совместных данных Copernicus (<https://colhub.copernicus.eu/>), который несколько раз в день искал новые данные S1. Мы определили область размером примерно 150×100 км в центре округа Тромс, Норвегия, и все изображения, которые перекрываются с этим прямоугольником более чем на 10%, были загружены и обработаны. Данные S1 ОДЗ (обнаруженный диапазон земли) были загружены в интерферометрическом режиме широкой полосы (режим IW) с разрешением пикселей наземного диапазона 20 м как для ВПП (вертикальная передача и прием), так и для поляризации ВППП (вертикальная передача, горизонтальный прием). Мы использовали продукты ОДЗ, поскольку они составляют 1/5 от размера продуктов SLC, что упрощает обработку больших объемов данных. Более того, продукты ОДЗ уже радиометрически усовершенствованы, что устраняет необходимость в шаге обработки от одного взгляда к сложному и многократному взгляду на нашей стороне.

В ходе исследования загружали данные S1 в период с 1 декабря 2014 года по 31 мая 2019 года каждый год, который является сезоном прогнозирования лавин в Норвегии. Весь период мониторинга составил 911 дней, из которых 590 были охвачены данными S1. Наблюдается четкая тенденция как к увеличению доступности различных участков, так и к объему данных, предоставленных ЕКА с 2014 по 2019 годы ([таблица 1](#)).

Это привело к тому, что в 2018–2019 гг. Не было только 5 дней без данных S1, в то время как за несколько дней можно было получить два изображения.

Общая протяженность области исследования охватывает примерно 25,8 миллиона пикселей. Максимум для восходящей геометрии было доступно четыре спутниковых полосы, в то время как шесть полос имели нисходящую геометрию ([Таблица 1](#)). Эти полосы демонстрировали различный пространственный охват области исследования, в среднем 58,5% и 75,7% для восходящих и нисходящих орбит соответственно. Более низкий средний

пространственный охват восходящих орбит в основном обусловлен полосой 029, охватывающей только 10,7% площади. Для каждой полосы были вычислены тени радаров и маски наложения в процессе геокодирования. Поскольку полосы могут варьироваться в пределах ± 100 м вдоль пути, агрегированные маски теней и слоев были сделаны из нескольких изображений каждой полосы. Маскированные области из-за радиолокационной тени и эффектов задержки составляли в среднем 11,5% и 14,1% для восходящих и нисходящих орбит соответственно ([таблица 1](#)). Эти замаскированные области полностью лежат в зоне схода лавин. На [рисунке 2b](#), мы показываем области, на которые влияют тень радара и временная планировка на всех четырех восходящих и всех шести нисходящих орбитах соответственно.

Таблица 1 - Временной охват спутниковых полос S1 для каждого из отслеживаемых сезонов прогнозирования лавин.

Сезон прогнозирования лавин (1 декабря – 31 мая)						Пространственное покрытие (%)	Радарная тень и зоны ожидания (%)
Орбиты	2014-2015 (N)	2015-2016 (N)	2016-2017 (N)	2017-2018 (N)	2018-2019 (N)		
029-ASC	-	-	28	31	28	10,7	0,5
087-ASC	-	-	13	29	29	42,2	13,4
131-ASC	-	14	26	29	30	100	11,2
160-ASC	12	15	27	26	28	81	20,9
Восходящий						58,5	11,5
022-DES	-	-	13	31	30	100	5,5
058-DES	-	-	28	28	30	94,1	+16,6
066-DES	-	15	27	29	29	100	+24,5
095-DES	4	15	28	31	31	28,5	14,9
139-DES	-	11	29	25	28	97,6	4,6
168-DES	14	14	26	30	29	34,2	18,4
По убыванию						75,7	14,1
Итоги данных S1	44	84	246	289	292		
NAN	132	194	61	18	5		

Принимая во внимание все маски, примененные к зоне исследования, и все доступные спутниковые полосы, в среднем в 2017–2018 гг. 7,3 снимка S1 охватывали зону выбега лавины в течение 6-дневного повторного цикла ([рис. 2 с](#)). В течение 6-дневного повторного цикла все восемь доступных спутниковых полос повторялись. Область лавинного биения была в различной степени покрыта данными S1 с выступающим с севера на юг полуострова в центре справа от области исследования, получив покрытие восьми изображений, в то время как центральная часть области исследования получила около шести изображений. Тем не менее, склоны всех аспектов

получили только три изображения за 6-дневный повторный цикл, и 1,3% зон схода лавин были без какого-либо покрытия.

2.2 Обработка

В следующем разделе мы опишем шаги обработки, которые приводят к трем различным выходным данным ([рисунок 1](#)), которые мы представляем в этом исследовании.

2.2.1 Геокодирование

Данные S1 были геокодированы с помощью нашего собственного программного обеспечения для обработки РСА «gdar». «Gdar» - это универсальный набор инструментов Python для обработки растровых данных. Центральным понятием является растр данных 'gdar', который объединяет данные в сетке (массив numpy) с соответствующими географическими метаданными (сетка). «gdar» содержит считыватели для широкого спектра РСА и оптических датчиков и набор инструментов общего назначения для расширенной обработки РСА. «gdar» применяет правильное точное геокодирование с точностью, ограниченной только орбитой, а точность и точность матрицы высот ограничиваются качеством ядра повторной выборки, которое является компромиссом между производительностью и точностью. Наша процедура геокодирования очень похожа на прикладную платформу Sentinel (SNAP) и состоит из четырех основных этапов:

- Начните с требуемой проекции выходной карты (UTM 33N) и 10-метровой матрицы высот, проецируемой на требуемую выходную сетку при необходимости;
- Решите уравнения доплеровского диапазона по отношению к наклонному диапазону радара / координатам азимута для сетки координат 3D, соответствующих выходной сетке;
- Преобразуйте координаты наклонного диапазона в координаты наземного диапазона, используя аннотации продукта;
- Повторите выборку, используя рассчитанные точные координаты наземного диапазона / азимута после преобразования в подпиксельные позиции в сетке GRD;
- Экспортируйте сигма ноль (обратное рассеяние радара) для ВПП и ВПП-поляризации. Обратное рассеяние радара экспортируется в виде двух отдельных геотиф-файлов для интересующей области. Кроме того, мы также экспортируем файл маски, определяющий области расположения и тени;

2.2.2 Сопряжение картинок

Как обнаружение лавин, так и дифференциация RGB требуют сопряжения картинок в качестве входных данных. Сопряжение картинок выполняется с изображениями S1 схожей геометрии (восходящая или нисходящая) и орбиты (например, 168). Изображения S1 с интервалом в шесть дней (двенадцать дней, когда на орбите находился только Sentinel-1A) спариваются для получения разностных изображений, показывающих относительное изменение обратного рассеяния.

2.2.3 Дифференциация RGB и обнаружение лавины

Обнаружение лавин на изображениях S1 основано на обнаружении временных изменений интенсивности обратного рассеяния. В случае лавинного выброса больше энергии рассеивается обратно на радарный датчик от лавинного мусора по сравнению с тем из нетронутого снега [10]. Высокое обратное рассеяние в значительной степени связано с относительно высокой шероховатостью поверхности лавинного мусора.

Пары обнаружения изменений, показывающие временное изменение обратного рассеяния, составляются как для пар поляризации ВПП, так и для ВППП, где предыдущее изображение называется эталонным изображением (ref), а текущее изображение называется изображением активности (act) (рисунок 3). Дифференциация RGB - это процесс изменения окрашивания обратного рассеяния в изображении RGB, где R (ref), G (act), B (ref). На этих изображениях положительное изменение обратного рассеяния в случае схода лавин отображается зеленым цветом, а отрицательное изменение обратного рассеяния в случае, например, мокрого снега - фиолетовым.

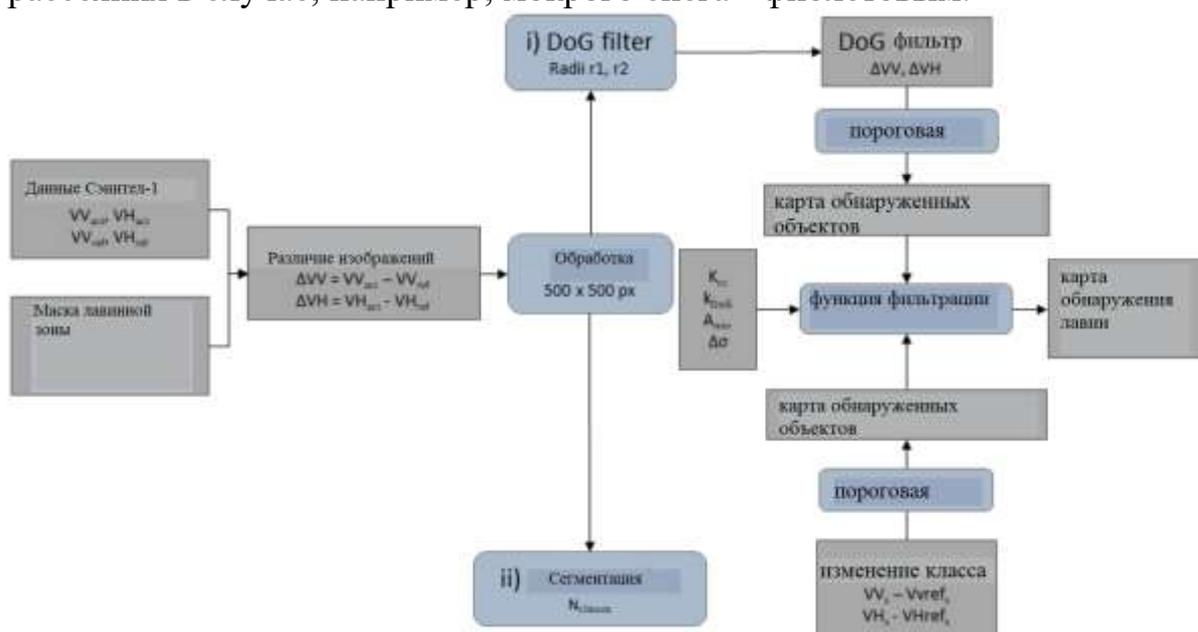


Рисунок 3-Логика и этапы автоматического обнаружения лавин.

Пары обнаружения изменений и функция маски лавинообразного выхода являются входными данными для алгоритма обнаружения лавины ([рисунк 3](#)). После разбиения входных данных на фрагменты размером 500×500 пикселей обнаружение лавин выполняется в двух отдельных частях: (i) Разница в фильтрации Гаусса (DoG) и (ii) Сегментация. Обе части объединяются после фильтрации объектов в двоичную карту обнаружения лавин.

Фильтрация DoG:

Гауссовский фильтр радиуса r_1 и гауссовский фильтр радиуса r_2 применяются к изображениям ΔVV и ΔVH , при этом изображение «Разница по Гауссу» является результатом различия между двумя отфильтрованными изображениями ΔVV (или ΔVH). Порог рассчитывается и применяется к DoG-фильтрованным разностным изображениям, используя среднее значение μ и стандартное отклонение DoG-фильтрованных изображений. Более конкретно, мы применяем два порога к двум изображениям, отфильтрованным по DoG (ΔVV , ΔVH); нижний порог определяется $\mu + 1,5$ сд, а верхний порог $\mu + 2,5$ сд. Это приводит к двум интерпретациям потенциальных пикселей лавинного мусора, в результате чего более высокий порог представляет большую вероятность правильных обнаружений.

Сегментация:

Четыре входных изображения сегментируют на N классы и используются для вычисления изменения класса (то есть, секретная активность изображений классифицированы опорное изображения) изображений для двух каналов. Чтобы отличить потенциальные лавинные пиксели, автоматически вычисляется порог (как при фильтрации DoG) от среднего значения и стандартного отклонения значений изменения класса в окне изображения. Это делается отдельно для каналов VV и VH . Пиксели лавинного мусора - это те, которые превышают пороговое значение в каждой поляризации, и создается двоичная карта (карта обнаруженных объектов), указывающая либо 0 для «не лавины», либо 1 для «лавины».

Слияние бинарных карт:

Результаты сегментации и фильтрации DoG объединяются для достижения наилучшего возможного разграничения лавинного мусора (называемого «фильтрацией объектов») следующим образом: во-первых, обнаруженные области из нижнего порога DoG принимаются как прокси для лавины мусор. Число пикселей в каждой области, которые также были обнаружены по пороговому значению изменения класса, выводится и преобразуется в долю k_{SS} от общего количества пикселей в области. Доля пикселей в области, которая также превысила верхний порог DoG, k_{DoG} также рассчитывается. Если обе фракции превышают указанный порог, тогда вся область обнаружения сохраняется; если критерии не выполнены, то обнаружение обнуляется и не считается лавинным мусором. Кроме того, применяется контрастный фильтр обратного рассеяния, чтобы проверить,

являются ли обнаруженные области вероятными кандидатами для лавинного мусора. Здесь изображение изменения обратного рассеяния используется в качестве отправной точки, и вычисляется разница между средним изменением обратного рассеяния внутри ($\Delta VV IN$) и снаружи ($\Delta VV OUT$) обнаружения ($VV Contr = \Delta VV IN - \Delta VV OUT$). Чтобы вычислить среднее изменение обратного рассеяния за пределами обнаружения, для выделения интересующей области используется поле шириной, в три раза превышающее ширину области и в три раза превышающее высоту области. Пороговое значение применяется для определения того, достаточно ли велик контраст обратного рассеяния для представления обломков лавин. Если контраст обратного рассеяния не превышает пороговое значение, то обнаруженная область снова обнуляется и не остается в окончательной лавинообразной карте. Наконец, выполняется проверка количества пикселей в обнаруженных областях, так что если область области меньше минимального A_{min} , равного 10 пикселей, то область не включается в окончательную карту лавин. И наоборот, если область больше максимальной A_{max} 390 пикселей, это соответствует наибольшему обнаруженному лавинообразию подтвержденного поля.

2.2.4 Векторизация

Все этапы обработки от геокодирования до обнаружения лавин основаны на растре. Карта двоичного обнаружения лавин в качестве конечного результата алгоритма автоматического обнаружения векторизована, и контур каждой обнаруженной лавины отслеживается для формирования полигонов. В этом процессе метаданные, которые включают время выпуска, местоположение и размер лавин, добавляются к выходным данным с использованием топографической информации из матрицы высот.

2.2.5 Отслеживание возраста

При наличии нескольких перекрывающихся участков $S1$, лавины обнаруживаются несколько раз в последующих изображениях $S1$ с помощью алгоритма обнаружения. Мы разработали алгоритм отслеживания возраста для выявления и объединения нескольких обнаружений одной и той же лавины. Предполагается, что в случае обнаружения особенностей, которые перекрываются во времени и пространстве и происходят из разных геометрий спутников, они, вероятно, будут одной и той же лавиной. Алгоритм может быть описан следующими тремя шагами ([рисунком 4](#))

Группа перекрывающихся обнаружений:

На этом первом этапе предполагается, что признаки, обнаруженные на нескольких изображениях с различным перекрытием орбит во времени (в

течение цикла повторения 6 дней) и в пространстве (перекрытие ареала 75%), являются одной и той же лавиной.

Разделить повторяющиеся группы орбит:

Если перекрывающаяся группа содержит несколько обнаружений из одной и той же геометрии спутника, группа разделяется на подгруппы. Разделение выполняется таким образом, что каждая результирующая подгруппа содержит не более одного обнаружения на геометрию спутника, и в то же время сохраняется максимально возможное перекрытие между обнаружениями в результирующих подгруппах. Формально это делается путем представления каждого обнаружения в исходной группе в виде узлов на графике с пространственно-временным перекрытием, представляющим ребра между узлами. Если пара узлов соответствует одной и той же спутниковой орбите, между парой узлов применяется срез графа максимального потока, что приводит к двум подграфам. Подграфы рекурсивно разрезаются до тех пор, пока не будет найдена пара узлов, соответствующих одной и той же геометрии спутника.

Агрегация групп:

Наконец, группы, которые соответствуют всем требованиям, указанным в шаге I, объединяются в отдельные обнаружения.

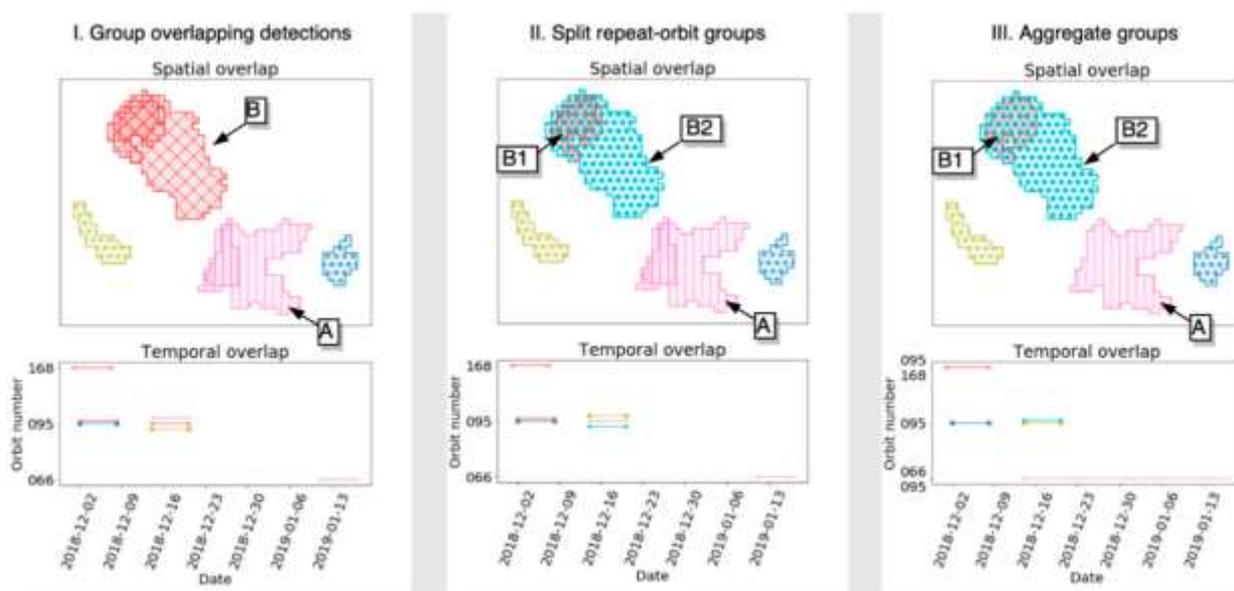


Рисунок 4- Блок-схема, описывающая алгоритм отслеживания лавинного возраста.

Шаги проиллюстрированы на рисунке 4. На первом этапе две группы, содержащие несколько обнаруженных совпадений, идентифицируются и выделяются метками А и В. Группа А содержит два обнаружения, соответствующие геометриям отдельных спутников (орбиты № 66 и 95). Группа В содержит одно обнаружение с орбиты 168 и два с орбиты 95. На втором этапе группа В, следовательно, разделяется на две подгруппы на рисунке, обозначенном В1 и В2. В1 содержит два обнаружения (с номерами

орбит 168 и 95) и B2 одно обнаружение (с номерами орбит 95). На третьем шаге группы (A, B1 и B2) объединяются в отдельные обнаружения. На последнем этапе минимальный и максимальный размеры отсечения для обнаруженных объектов устанавливаются равными 10 и 390 пикселям соответственно, причем максимальная отсечка соответствует наибольшей обнаруженной лавине в интересующей области.

2.3 Вывод

Наконец, цепочка обработки создает три выходных данных, из которых два выходных данных являются полигонами обнаруженных и отслеживаемых лавин, а одним продуктом являются изображения обнаружения изменений RGB, которые мы используем для представления и экспертной интерпретации (ручное обнаружение).

3 Настройка алгоритма лавинной активности

Наш алгоритм обнаружения лавин использует шесть различных параметров и порогов, которые можно регулировать для достижения наилучших результатов обнаружения. Чтобы найти оптимальную настройку, мы вручную обнаружили лавины на трех разных изображениях (20170201, 20170218 и 20170409), каждое из которых было получено после основных циклов лавин. Мы вручную определили лавины в изображениях обнаружения изменений RGB, метод, используемый Эккерсторфером и Малнесом. Мы посчитали, что ручное обнаружение, выполненное экспертом, превосходит автоматическое обнаружение и, таким образом, использовали результаты в качестве проверочных и обучающих наборов данных. Затем мы систематически варьировали шесть параметров, указанных в [таблице 2](#), для того, чтобы получить различные результаты обнаружения, которые впоследствии можно было сравнить с ручными обнаружениями. Обратите внимание, что одновременно изменялся только один параметр, при этом оставшиеся значения оставались по умолчанию.

Таблица 2. Параметры алгоритма автоматического обнаружения лавин, которые отличались от их значений по умолчанию, чтобы определить оптимальные значения для автоматического обнаружения лавин.

Параметр	Описание	Значение по умолчанию	Одиночные значения
KDoG	Доля пикселей в регионе	0,25	0-0,7
N classes	Количество классов для сегментации изображения	10	5-20
A min	Минимальный размер лавины	10	10-70
r2	Радиус фильтра	6	5-20

	Разница по Гауссу		
bsContThr	Контраст обратного рассеяния	4,0 dB	0-7,5
kCC	Доля пикселей в регионе	0,3	0,1-0,85

Производительность оценивалась с использованием вероятности обнаружения (POD - отношение правильных автоматических обнаружений к общему количеству ручных обнаружений), частоты ложных тревог (FAR - отношение количества ложных автоматических обнаружений к общему количеству) и истинного балла навыка (TSS). - разница между POD и FAR). TSS также учитывает неправильные обнаружения. POD и FAR основывались на отдельных обнаруженных функциях, а не на количестве (не) обнаруженных пикселей.

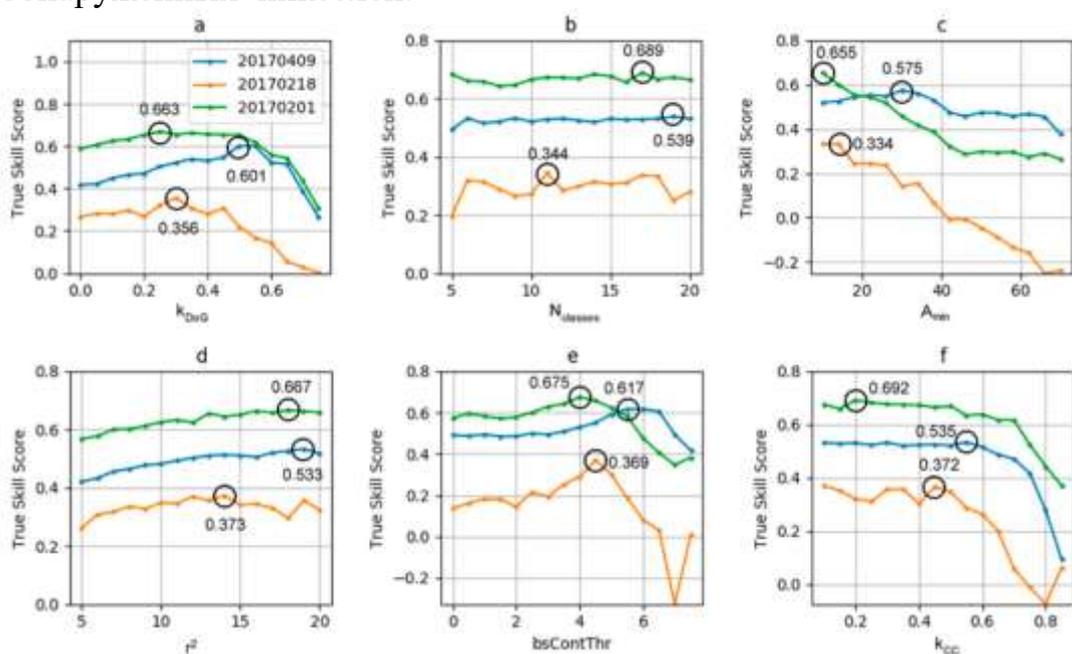


Рисунок 5. Изменение истинного балла навыков для каждого протестированного параметра (сравните с [таблицей 2](#)) и для каждого из трех наборов данных. (а) Доля пикселей в области > верхний порог DoG (k DoG), (б) Количество классов для сегментации изображения (N классов), (с) Минимальный размер лавины (A min), (д) Радиус фильтра второй разности фильтра Гаусса (r²), (е) контраст обратного рассеяния (фильтр ложного обнаружения) (bsContThr), (ф) доля пикселей в области > порог изменения класса (k CC).

4 Результаты

Сначала мы представляем наши усилия по настройке алгоритма автоматического обнаружения лавин для повышения его производительности, а затем показываем результаты алгоритма отслеживания лавинного возраста, который последовательно удалял

несколько обнаружений, и, наконец, показываем карты активности лавин для всех зимних сезонов между 2014 и 2019 гг., Прежде чем мы проведем валидацию выход.

4.1 Настройка параметров алгоритма для улучшения автоматического обнаружения

На рисунке 5а показан TSS для доли пикселей при каждом обнаружении, превышающей верхний порог DoG. Наблюдалось общее увеличение TSS до оптимального значения, что давало наилучшую оценку навыка за все три проверенные даты. Тем не менее, максимальный TSS был достигнут при разных пороговых значениях, поэтому мы устанавливаем оптимальное значение в 0,35 в качестве компромисса между тремя датами и для получения более высокой вероятности обнаружения с риском более высокой частоты ложных тревог.

Для числа классов, используемых на этапе сегментации изображения (рис. 5, б), ясно, что изменение этого параметра не оказало существенного влияния на TSS для каждого набора данных и, следовательно, значение 12, приблизительно в середине диапазона исследуемый был взят как обновленное значение по умолчанию.

TSS, полученный путем изменения минимального размера обнаруженных областей, которые были сохранены в окончательной карте обнаружения, показан на рисунке 5с. Здесь можно видеть, что максимальный TSS был получен при минимальных размерах лавин 10, 14 и 30 пикселей 1 февраля 2017 года, 18 февраля 2017 года и 9 апреля 2017 года. Новое значение по умолчанию было установлено равным 15, поскольку TSS практически не изменился на этот порог, по крайней мере, для двух дат, хотя 1 февраля 2017 года лишь незначительно уменьшился по сравнению с минимальным размером в 10 пикселей.

Увеличение радиуса второго фильтра Гаусса привело к небольшому увеличению TSS для всех трех наборов данных, как показано на рисунке 5d, с диапазоном TSS около 0,1 в диапазоне протестированных значений. Максимальное значение TSS было получено для радиусов фильтра 18, 14 и 19 за 1 февраля 2017 года, 18 февраля 2017 года и 9 апреля 2017 года соответственно; «оптимальное» значение было установлено на 19, поскольку это дало более высокое значение TSS для 18 февраля 2017 года по сравнению с использованием 18 или 20. TSS для этой даты было самым низким по сравнению с двумя другими датами для всех значений радиуса фильтра.

Для порога контраста обратного рассеяния, который использовался для фильтрации потенциальных ложных обнаружений, было обнаружено, что значения 4,0, 4,5 дБ и 6,0 дБ дают максимальную TSS; однако мы видим, что, хотя 6,0 дБ дали наилучшее значение TSS для набора данных от 9 апреля 2017 года, TSS, полученные при этом пороговом значении для двух других наборов данных, на 0,2–0,3 ниже, чем максимальный TSS, достигнутый для

этих дат (рисунок 5e). Поэтому значение по умолчанию 4,0 дБ было сохранено в оптимизированной версии алгоритма.

Наконец, для доли пикселей в обнаруженной области, где изменение класса также превысило соответствующий порог, результаты указывают на снижение TSS для всех дат, когда доля превышала 0,5 (исходное значение по умолчанию) (рисунок 5f). Поскольку TSS практически одинаков при пороге 0,1 и 0,2 1 февраля 2017 года и 9 апреля 2017 года, было выбрано новое значение по умолчанию 0,1.

Используя результаты настройки значений алгоритма, мы запустили обновленный алгоритм на 14 случайно выбранных изображениях S1, используя скорректированные значения шести исследованных параметров. Затем мы сравнили автоматическое обнаружение с ручным обнаружением по тем же датам. POD колеблется между 89,5% и 36,4%, в среднем 64,7%. FAR варьируется от 81,7% до 25,9%, в среднем 45,9%. Не существует корреляции между высоким POD и низким FAR. Соответствующий TSS находится в диапазоне от 0,571 до -0,256 со средним значением 0,213 (таблица A1).

Когда частота ложных тревог высока, коэффициент зелени (G / RB) имеет тенденцию быть в некоторой степени низким ($r^2 = 0,4$), что указывает на низкий контраст во всей парной сцене. Наконец, TSS и коэффициент зелени коррелируют положительно ($r^2 = 0,5$), предполагая, что высокая точность обнаружения достигается на изображениях с высокой контрастностью.

4.2 Ручное удаление ложных тревог

Основываясь на больших различиях в производительности, показанных в таблице 3 , мы визуально проверили дни с большим количеством автоматических обнаружений лавин. Было 196 дней с более чем 100 обнаруженными лавинами, которые мы проверили по изображениям обнаружения изменений RGB. Из этих 196 дней мы удалили 34 дня, содержащие в общей сложности 10 361 ложную тревогу. Эти ложные тревоги были вызваны переходом между эталонным изображением и изображением активности на мокром и сухом снегу, что привело к увеличению чистого обратного рассеяния и, следовательно, к сложным условиям обнаружения как вручную, так и автоматически. На практике можно ожидать небольшой лавинной активности, когда снежный покров замерзает. Ручное удаление ложных тревог из-за перехода между мокрым и сухим снегом было сделано только для представления данных в Разделе 4.3 и Разделе 4.4., Как оценка точности в Таблице A1 , так и сравнение с полевыми валидациями в Разделе 4.5 были выполнены со всем автоматически обнаруженным набором данных лавинной активности.

4.3. Пространственно-временная лавинообразная деятельность

Впервые мы представляем ежедневную лавинную активность, постоянно обнаруживаемую в течение пятилетнего периода в Тромсе, Северная Норвегия (рис. 6). Разница между общей и отслеживаемой возрастом лавинной активностью варьировала в зависимости от зимы и была больше, когда лавинообразная активность была большой. Например, зимой 2016–2017 гг. Почти 35% всех обнаруженных лавин были удалены с помощью алгоритма отслеживания возраста. Это имеет смысл, так как большое количество ежедневных обнаружений приводит также к большому количеству множественных обнаружений. В этом наборе данных, безусловно, наблюдается смещение наблюдений, которое связано с временной частотой данных S1, которая удвоилась в связи с доступностью S1B в 2016 году. Как показано в таблице 1 как временная частота данных S1, так и доступность нескольких орбит со временем увеличивались. Тем не менее, на Рисунке 6 показана общая величина лавинной активности между наблюдаемыми зимами. В частности, зима 2017–2018 гг. Была плохой снежной зимой, в результате чего в 2018–2019 гг. Была обнаружена только треть лавинной активности. Зима 2017–2018 годов также имела наибольшее количество лавинных дней высокой величины, где за 10 дней было обнаружено более 450 лавин.

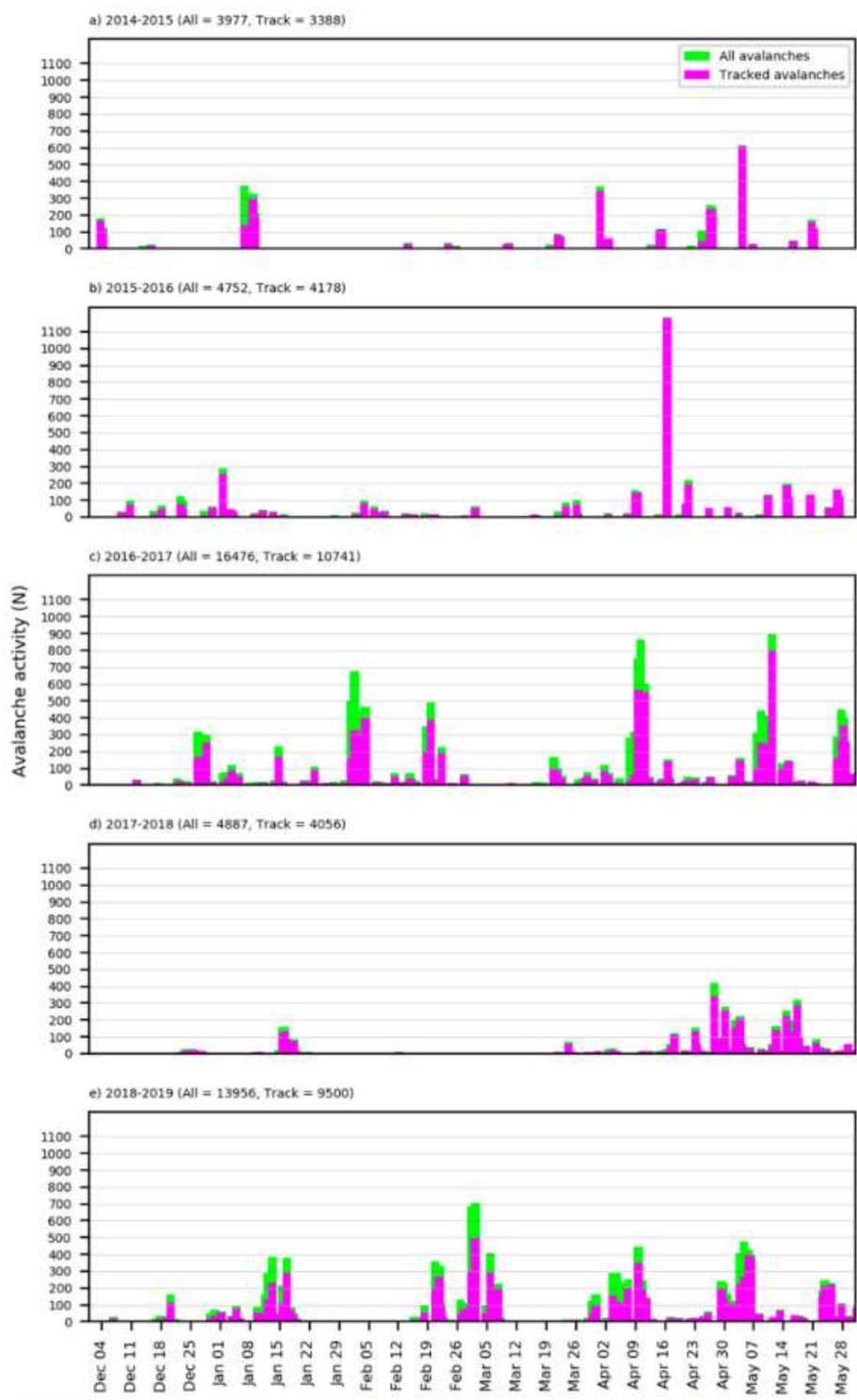


Рисунок 6- Временные ряды ежедневных обнаружений лавин со всеми обнаружениями в зеленом и отслеженными по возрасту обнаружения в пурпурном для всех пяти зим в период 2014–2019 гг. Числа в верхнем левом углу указывают общее количество всех обнаружений и обнаруженных по возрасту обнаружений.

4.4 Лавинная карта деятельности и временные ряды

Мы представляем как географическое местоположение, так и очертания каждой обнаруженной и отслеживаемой возрастной лавины за 5-летний период мониторинга на рисунке 7. Мы обнаружили лавинную активность во всех высокогорных районах интересующей области, при этом большинство обнаружений было обнаружено на видном северо-южном простирающемся полуострове Люнген. Была отмечена значительная лавинообразная активность вдоль основной дорожной инфраструктуры в интересующей области, причем лавины останавливались у дороги или даже хоронили ее в нескольких местах.

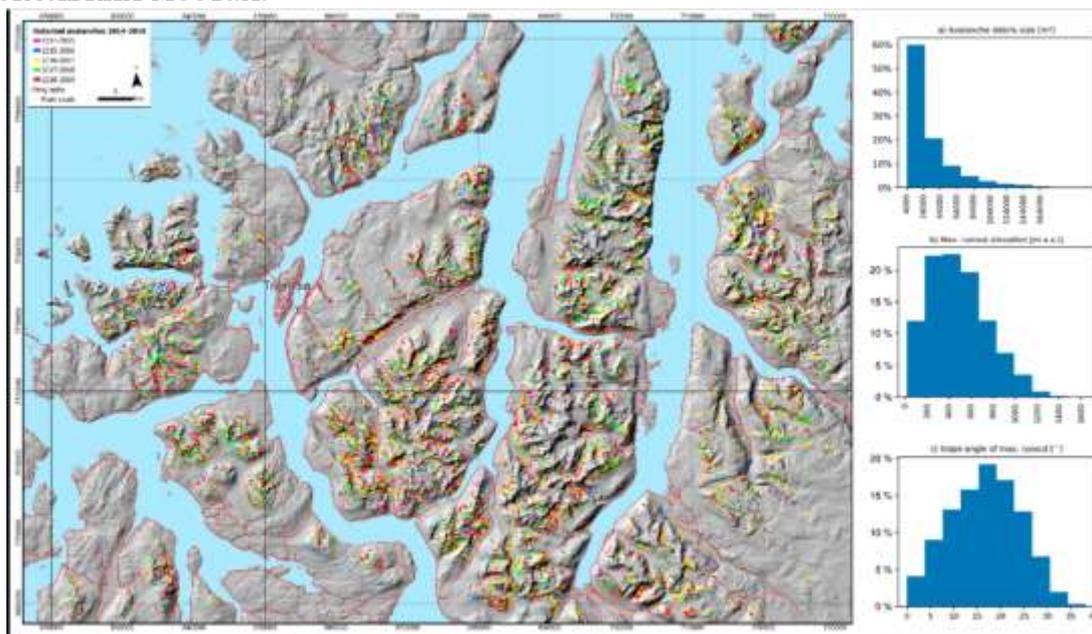


Рисунок 7- Карта активности лавин с расположением обнаруженных лавин, наложенных на карту горных склонов. Цвета представляют обнаруженную лавинную активность для каждой из пяти зим. Три гистограммы с правой стороны показывают распределения (а) размера лавинного мусора, (б) максимальной высоты биения и (в) угла наклона максимального биения для всего набора данных, отслеживаемых по возрасту за 2014–2019 годы (N = 31863).

Гистограммы на рисунке 7 отображают топографическую информацию обо всех обнаруженных и отслеженных по возрасту лавинах. Более 50% обнаруженных лавин покрывали площадь между 4000 м² (минимальная отсечка) и 24 000 м², при этом распределение по размерам постепенно сокращалось до максимальной границы почти 222 000 м². Более 65% всех лавин остановились в зоне возвышения между 200 и 700 м, однако почти 12% остановились ниже этой зоны вблизи уровня моря. Наконец, распределение углов наклона при максимальном биении следовало за нормальным распределением.

Для визуализации лавинно-склонных областей, мы сконструировали карту тепла, который показывает процент 500 м² площадей покрыты лавинами, которые мы обнаружили в период 2014-2019 гг (Рисунок 8). Есть многочисленнные регионы, где охват достигал 80%, что указывает как на возникновение крупных лавин, так и на частые повторения лавин.

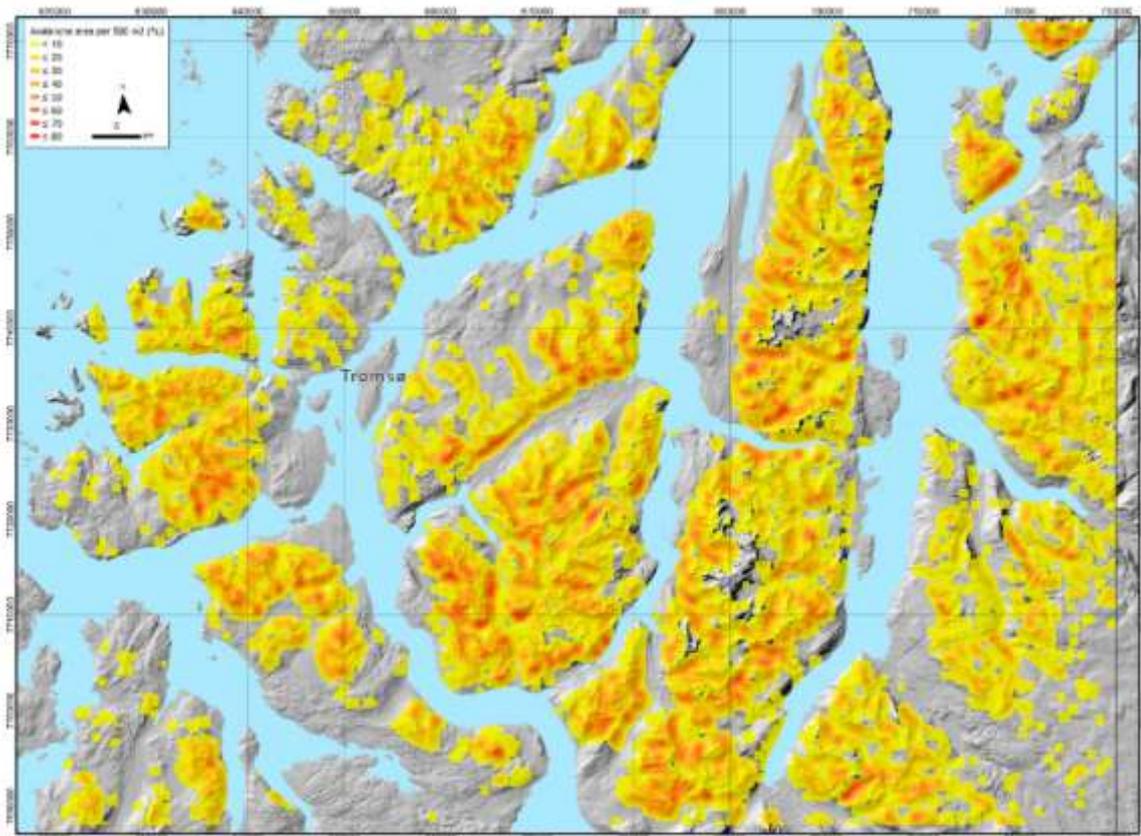


Рисунок 8- Тепловая карта, показывающая процент площадей площадью 500 м², покрытых обнаруженными лавинами (2014–2019 гг.).

4.5 Полевая проверка ручного и автоматического обнаружения лавин

Здесь мы представляем набор данных наблюдаемых в полевых условиях лавин, которые мы использовали для проверки как ручных, так и автоматических обнаружений лавин. В целом, размер выборки полевых проверок сравнительно небольшой по сравнению с количеством обнаруженных лавин. Набор данных состоит из 243 лавин, которые наблюдались в течение 26 дней, неравномерно распределенных за период 2014–2019 гг. Сравнение полевых наблюдений с ручными обнаружениями привело к POD 77,3% и POD 57% по сравнению с автоматическими обнаружениями. Вероятность обнаружения лавины вручную с вероятностью 77,3% составляет максимальную вероятность обнаружения с использованием спутниковых данных радара S1, учитывая предположение, что экспертная интерпретация изображений обнаружения изменений SAR превосходит автоматическое обнаружение.

Поэтому мы провели оценку точности, сравнивая количество ручных и автоматических обнаружений (Таблица 3). Был достигнут истинный положительный показатель (чувствительность) 73% (фактический процент ручных обнаружений, которые были правильно обнаружены автоматически) вместе с отрицательным прогностическим значением (соотношение положительных и отрицательных результатов) 52%, в результате чего общая точность составила 79% , Это подразумевает, что алгоритм автоматического обнаружения вполне способен обнаруживать лавины, которые можно идентифицировать вручную, однако, что также есть некоторые возможности для дальнейшего улучшения.

Таблица 3. Матрица оценки точности, сравнивающая количество ручных и автоматических обнаружений.

		Ручное обнаружение(истинное состояние)		
		да	нет	
Автоматическое обнаружение(чувствительность)	да	138	0	0,52b
	нет	50	55	
b Отрицательное прогностическое значение		0,73		
c Точность		079 c		

Набор данных полевых наблюдений, однако, позволяет более глубоко проанализировать, какие типы и размеры лавин были обнаружены / не обнаружены как вручную, так и автоматически. В нашем наборе данных у нас есть лавины разных размеров, начиная от небольших лавин (размер 1,5 и ниже) до средних и очень больших лавин (размер 3 и больше). Более 45% всех лавин в наборе данных были лавинами малых и средних размеров (1–2), где последняя соответствует типичным лавинам, запускаемым лыжниками (Рисунок 9.а). С увеличением размера лавин вероятность обнаружения их вручную увеличилась с 64,9% (размер 1,5) до 100% для лавин размера 3 и более. Существует также повышенная вероятность обнаружения для автоматических обнаружений с, однако, несколько более низкими значениями. Четыре очень больших лавины в наборе данных не были обнаружены автоматически, в результате чего вероятность обнаружения составила 71,4%. Эти лавины плит были с трех разных дат, две содержали сухой, а две содержали мокрый снег, и нам неясно, почему мы не обнаружили их.

подавляющее большинство, более 90% от общего числа, были лавины слябов, которые высвобождают в объеме (рис. 9 б). Эти лавинные плиты преобладали над крупными лавинами: 95% крупных и 100% очень крупных лавин были лавинными плитами. Поэтому мы обнаружили как вручную, так и автоматически меньшее количество снежных лавин (расцепление точек), чем лавинные лавины (Рисунок 9b).

Кроме того, с 90% от общего числа лавин, содержащих мокрый снег, преобладали (рис. 9 с). При 81,3% ручном обнаружении и почти 59,8% автоматическом обнаружении лавины мокрого снега обнаруживались чаще, чем лавины сухого снега. Это распределение не зависит от размера лавины, но гораздо больше от лавин мокрого снега, обычно проявляющих более высокую шероховатость поверхности, чем лавины сухого снега, что приводит к более высокому относительному обратному рассеянию.

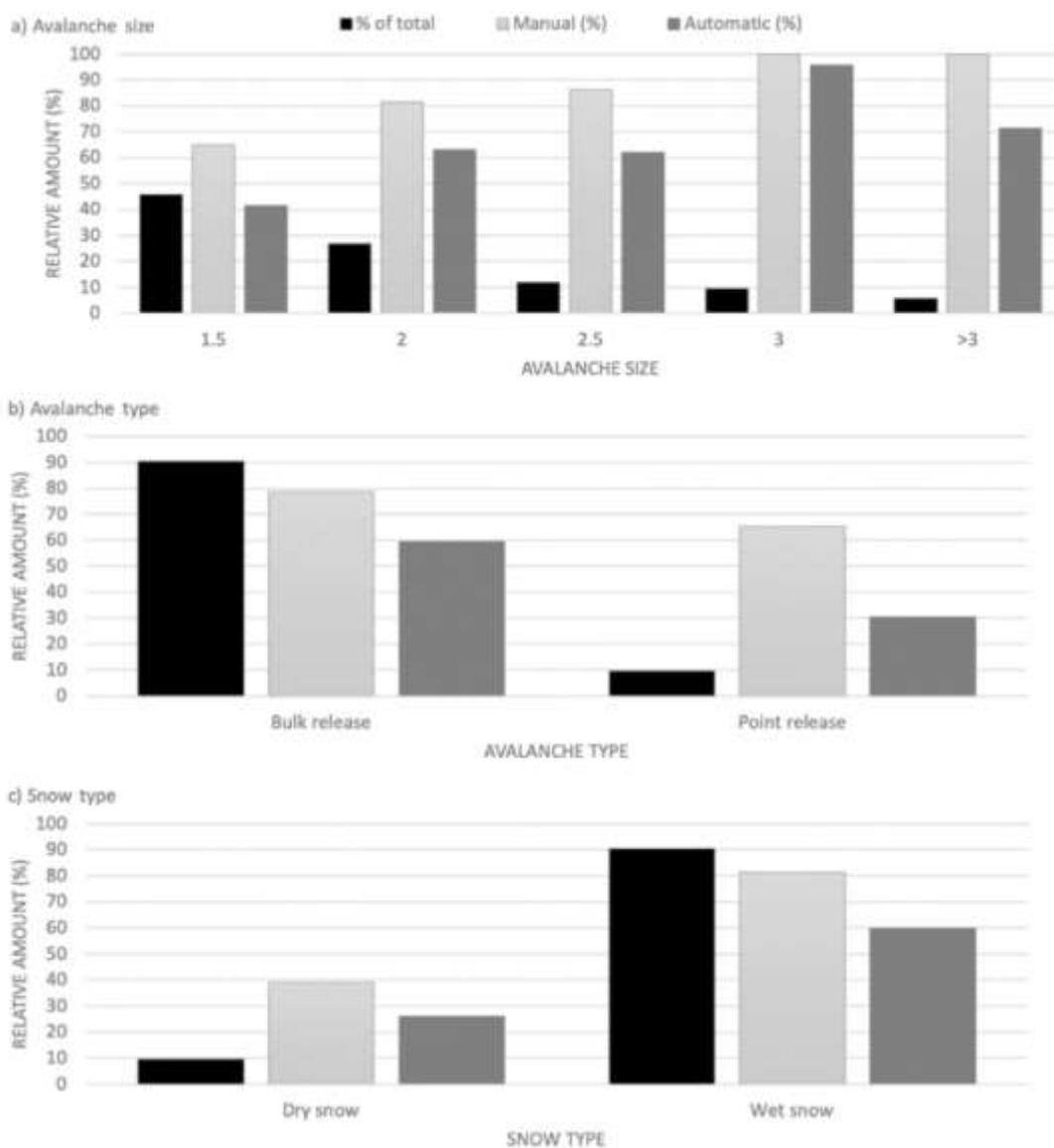


Рисунок 9- Обнаруженные вручную и автоматически лавины, классифицированные по размеру, типу лавины и типу снега.

Поскольку шероховатость поверхности доминирует над энергией обратного рассеяния от лавинного мусора, качественная оценка лавин, которые не были обнаружены как вручную, так и автоматически указывает на лавины с низкой шероховатостью поверхности, которые трудно обнаружить. Другой распространенной причиной отсутствия обнаружения являются временные характеристики и геометрия спутниковой

полосы. Склоны с наблюдаемой в полевых условиях лавинной активностью сначала находились в тени радара, а затем не обнаруживались на последующих изображениях S1 по разным причинам (обломки лавины сдулись или выпали снег).

Наконец, мы качественно оценили точность автоматически обнаруженных контуров (N = 138) (Рисунок 10). Сравнивая полевые фотографии с автоматически обнаруженными контурами, мы классифицировали контуры на полностью обнаруженные, частично обнаруженные (например, части обломков не были обнаружены), куски (одна лавина привела к двум обнаруженным полигонам) или объединенные (было обнаружено несколько соседних лавин) как одна лавина). Половина набора данных (53,6%) была полностью обнаружена, затем 26,8% набора данных, которые были частью конгломерата лавин, объединенных в одну, и 17,4% были обнаружены частично. Не было статистической зависимости между размером лавины и точностью обнаруженного контура. Однако в категории «слитых» было больше вдвое больше снежных лавин, чем лавинных лавин.

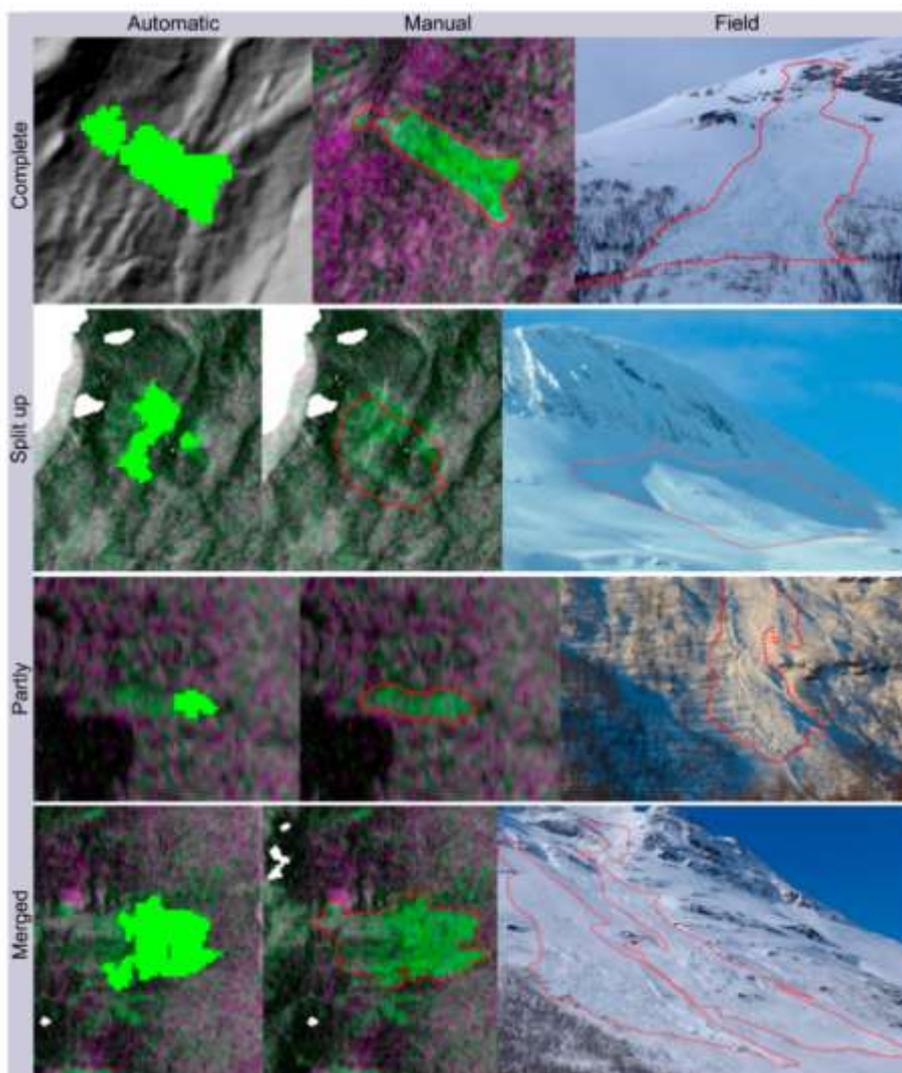


Рисунок 10- Контурная точность автоматических обнаружений по сравнению с ручной интерпретацией изображений обнаружения изменений RGB и полевых фотографий.

5 Решение

5.1 Производительность алгоритма автоматического обнаружения лавины

Версия алгоритма, использованного в этом исследовании, является дальнейшим улучшением алгоритма, разработанного Vickers для решения проблем скорости, чтобы иметь возможность обрабатывать гораздо большие объемы данных, что ожидается от службы оперативного мониторинга. Чтобы достичь этого, метод кластеризации K-средних был заменен упрощенным модулем сегментации и совмещен с усовершенствованными методами фильтрации для улучшения результатов обнаружения как с точки зрения увеличения количества правильных обнаружений, так и сокращения ложных обнаружений. Поскольку обе части текущего алгоритма (сегментация + фильтрация) зависят от нескольких параметров, мы попытались показать, что возможно достичь оптимального значения для этих параметров, используя данные проверки для оценки эффективности результатов обнаружения для нескольких наборов данных и переменные условия грунта.

Таблица 3 показывает большие различия в POD, FAR и TSS между подтвержденными случаями. В лучшем случае были достигнуты POD, близкие к 90%, а также FAR в низкие 20-е годы. С другой стороны, у нас также были тестовые случаи с POD ниже 35% и FAR выше 80%. Эта большая изменчивость производительности обусловлена зависимостью алгоритма от состояния снега на эталонном изображении и изображении активности, которые формируют изображения для обнаружения временных изменений. Типичная ситуация, благоприятная для обнаружения лавин как вручную, так и автоматически, заключается в том, что изображение обнаружения изменений демонстрирует чистое уменьшение обратного рассеяния, которое создает большую относительную разницу обратного рассеяния между лавинным мусором (высокое обратное рассеяние) и окружающим невозмущенным снегом (низкое обратное рассеяние). Это происходит, когда снег на контрольном изображении в основном сухой и становится влажным на активном изображении. В этих ситуациях на рисунке 9 показано, что более 80% всех наблюдавшихся в поле снежных лавин были обнаружены вручную, а 60% - автоматически. Напротив, переход от мокрого к сухому снегу приводит к высоким уровням ложных срабатываний, как описано в разделе 4.3 .

Возможным решением этой зависимости от состояния снега может быть использование машинного обучения для обнаружения лавин на изображениях SAR. Kummervold использовали сверточные нейронные сети в обучающем наборе данных ручных обнаружений по различным датам и состояниям снега изображений S1 для обучения различных нейронных сетей и достигли точности более 90%. Waldeland также использовали нейронные

сети, обученные на аналогичном наборе данных, однако их обучающий набор данных содержал лавины, которые не были обнаружены вручную, а скорее автоматически с использованием установленного порога обратного рассеяния. Они также достигли высокой точности и среднего уровня ошибок классификации 3,5%. Синха и соавт. использовали аналогичный подход, как два приведенных выше исследования, и смогли повысить точность обнаружения лавин до 77% по сравнению с 53% точностью, которая была достигнута их базовым методом. Однако, как и в этих исследованиях, двоичная классификация лавин / лавин не проводилась в окнах, где нейронная сеть должна решить, есть ли хотя бы один пиксель лавины или нет. Проблема этого подхода заключается в том, что он сильно зависит от выбранного размера окна. Если размер окна слишком велик, более вероятно, что он правильно предскажет наличие хотя бы одного лавинного пикселя.

5.2 Сравнение с другими схемами автоматического обнаружения лавин

Насколько нам известно, алгоритмы автоматического обнаружения лавин, аналогичные нашим, не существуют. Karbooni и Coleou автоматически развернул определение временного изменения и порогового значения обратного рассеяния на изображениях Sentinel-1 во французских Альпах. Их результаты показывают обнаруженные и подтвержденные полями лавины; однако также большое количество остаточного обратного рассеяния, которое не было отфильтровано. Бюлер разработал схему обработки, которая интегрировала направленную, текстурную и спектральную информацию из данных бортового цифрового сканера ADS40 для отображения лавинных отложений. Их метод достиг точности 94%, при этом только небольшой мусор на крутых склонах не был обнаружен. Lato применили оптические изображения очень высокого разрешения со спутника QuickBird и бортового прибора, о котором сообщили Bühler чтобы применить технику анализа изображений на основе объекта для отображения лавинного мусора. В их двух тематических исследованиях правильная частота обнаружения была выше 95%, а частота ложных тревог ниже 5%. Korzeniowska разработали метод дальше, различая зону выброса, дорожки и зону выбега. Однако применимость этих методов была ограничена доступностью используемого инструмента и погодными и световыми условиями.

Автоматическое обнаружение лавин также используется в других не спутниковых продуктах дистанционного зондирования. Неск использовали скрытые марковские модели для автоматического обнаружения лавин в непрерывных сейсмических данных из сейсмического массива, развернутого над Давосом, Швейцария. Модель Скрытого Маркова моделировала сейсмические временные ряды последовательностью многомерных гауссовских распределений вероятностей, их характеристики были получены из предварительно помеченных обучающих наборов данных. После постобработки были достигнуты POD в диапазоне от 70% до 90%. Тюринг

автоматически обнаруживает лавины в инфразвуковых данных, используя контролируемое машинное обучение. С помощью SML удалось добиться снижения ложных срабатываний с 65% до 10%. Наконец, для оперативного использования доступны системы автоматического обнаружения лавин в реальном времени, использующие доплеровские радиолокационные системы для защиты дорог и инфраструктуры. Лавины автоматически обнаруживаются по их движению в направлении радара, и обученный алгоритм фильтрует лавины от других объектов в пределах прямой видимости (например, вертолетов).

5.3 Ограничения и источники ошибок

Мы определили четыре основных ограничения нашей схемы обнаружения лавин:

- **Размер лавины.** С разницей в 20 м в наших обработанных изображениях S1 мы не можем обнаружить небольшие лавины (маловероятно, что они похоронят человека, 100 м^3) или лавины, которые меньше, чем субпиксельный интервал. Поскольку мы знаем об этом, у нас минимальный размер лавины составляет 10 пикселей. Тем самым мы можем значительно снизить частоту ложных срабатываний. Обнаружение небольших лавин будет возможно только при использовании датчиков SAR с более высоким пространственным разрешением. Эккерсторфер и Малнес [показали, что на изображениях Radarsat-2 с очень высоким разрешением обнаруживаются все большие и меньшие лавины по сравнению с изображениями Sentinel-1. Будущие комбинации датчиков могут обеспечить более высокое пространственное разрешение при сохранении или увеличении временного / пространственного охвата Sentinel-1 и, таким образом, открытии для возможности обнаружения небольших лавин;
- **Доступность данных S1:** для полного обнаружения лавин в реальном времени в больших регионах в течение всей зимы надежная доступность данных S1 имеет решающее значение. План приобретения S1 непредсказуем и подвержен изменениям. Исчезновение спутниковых орбит может быть особенно тревожным в областях на более низких широтах, которые изначально покрыты меньшими орбитами;
- **Переход от мокрого к сухому снегу:** Мы, безусловно, чрезмерно обнаруживаем лавины в течение зимы относительно размеров лавин, которые мы способны обнаружить. Единственным существенным фактором, способствующим высокой частоте ложных тревог, является изменение состояния снега от влажного к сухому на изображениях, которые составляют изображение обнаружения изменений, которое мы используем для обнаружения. Таким образом, мы исключили дни с высокими ложными тревогами, возникающими в результате перехода от влажного снега к сухому, предполагая, что широко распространенная

лавинная активность маловероятна, когда снег высыхает, поскольку снежный покров обычно стабилизируется и консолидируется. Однако это ручное вмешательство не является идеальным, особенно в сценарии мониторинга почти в реальном времени. Возможным решением было бы автоматически пометить эти случаи перехода между влажным и сухим снегом, просто обнаружив влажный снег на изображениях SAR, следуя методу порогового значения интенсивности обратного рассеяния, предложенному Наглером и Роттом;

- **Зоны радиолокационной тени и наложения.** С помощью приборов SAR на борту спутники S1, являющиеся боковыми радиолокаторами, на изображениях отображаются зоны, на которые влияют радиолокационная тень и радиолокация. В этих районах обнаружение лавин невозможно. Эффект этих замаскированных областей в нашей исследуемой области незначителен, поскольку большинство затронутых областей, тем не менее, маскируется лавинообразной зонной зоной. Тем не менее, в районах с очень крутым рельефом области, подверженные влиянию радиолокационных теней и мест расположения, могут в значительной степени уменьшить обнаруживаемую область;

- **Источники ложных тревог:** по данным SAR диапазона C невозможно определить, есть ли на земле сухой снег или нет снега. Это может привести к ложной тревоге из-за смены сельскохозяйственных районов, техногенной инфраструктуры, ледников, каналов обломков и шрамов от камнепадов. Постоянно отслеживая интересующую нас область в течение последних пяти лет, мы смогли выявить проблемные области, которые привели к множеству ложных тревог и скрыли их;

5.4 Глобальное применение мониторинга лавин в реальном времени с использованием S1

Все этапы обработки и входные данные нашей системы обнаружения лавин являются общими, поэтому цепочка обработки может быть применена к любой заснеженной горной области по всему миру, учитывая, что доступны данные S1. Поэтому мы использовали набор данных K3 из Глобальной сети GOE по наблюдению и информации в горных условиях для определения глобальных горных регионов. В этом наборе данных K3 мы выбрали «Высокие горы» и «Рассеянные высокие горы» и наложили глобальную карту сценариев наблюдений за созвездием Стража-1. Рисунок 11 показывает частоты повторения орбит (спутниковых полос) для горных районов, где могут происходить лавины. За исключением Антарктиды, где охват S1 в целом невелик, все покрытые снегом горные районы мира покрыты по меньшей мере одним спутником с частотой повторения 12 дней. Европа покрыта как восходящими, так и нисходящими орбитами с периодичностью повторения 6 дней. Высокоширотные районы получают до ежедневных частот повторного посещения из-за множества орбит.

Теоретически, текущий сценарий наблюдения созвездия S1 позволяет обнаруживать лавины в глобальном масштабе, за исключением Трансантарктического хребта. На практике пространственно-временной охват данных S1 в различных горных хребтах накладывает ограничения на идею последовательного мониторинга лавинной активности в реальном времени. Для мониторинга лавинной активности практически в реальном времени в течение зимы необходимы следующие предварительные условия:

- Регион прогнозирования находится в Европе, обеспечивая 6-дневные повторные циклы и охват по крайней мере каждый второй день. В идеале, существует равномерное распределение доступных восходящих и нисходящих орбит, чтобы обеспечить одинаковый мониторинг всех аспектов наклона.
- Область прогнозирования имеет геометрию, которая обеспечивает полный охват только несколькими орбитами S1. Полный пространственный охват данными S1 зависит не только от пространственной протяженности регионов, но в большей степени от его геометрии по отношению к отпечатку изображений S1. Норвегия идеальна, поскольку она простирается с севера на юг и, таким образом, может охватывать лишь несколько орбит с высокой частотой. Если регион простирается скорее на восток-запад, то требуется больше S1-орбит, чтобы охватить весь регион.
- Должно быть достаточно полевых наблюдений для подтверждения обнаружений лавин.

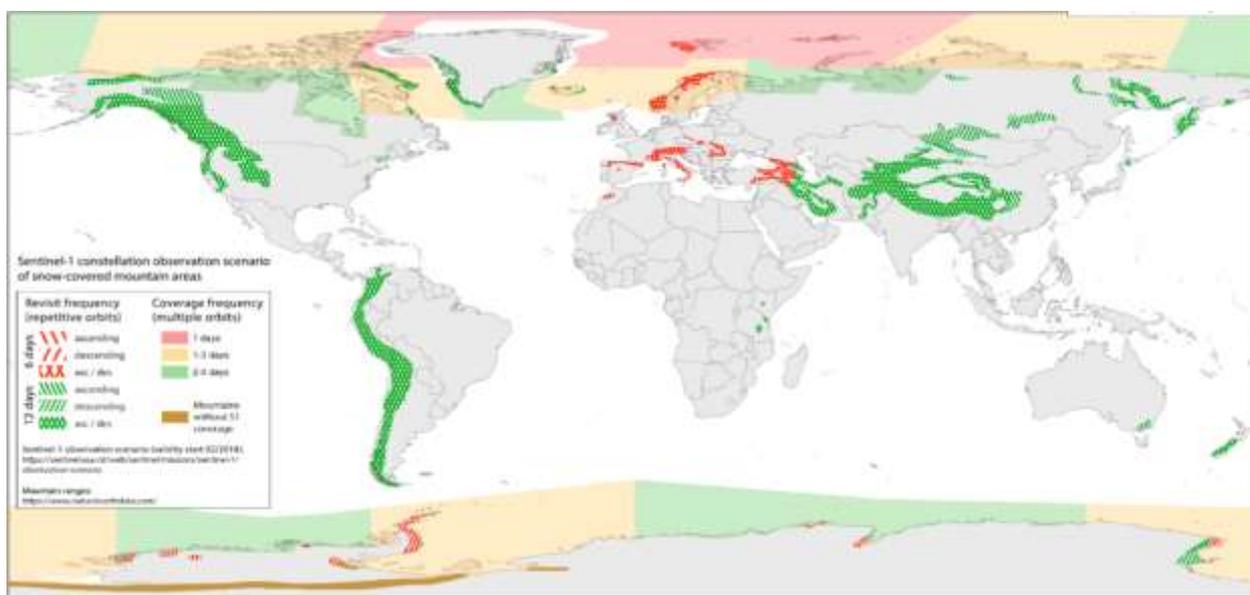


Рисунок 11- Сценарий наблюдения созвездия Сентинел-1 в заснеженных горных районах, срок действия которого начинается с февраля 2020 года. Эта карта изменена с карты, опубликованной по адресу <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/> сценарий наблюдения . Заснеженные горные районы были выведены из набора растровых данных Global Mountain Explorer глобальных горных регионов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Возможность постоянного мониторинга лавинной активности в течение всей зимы в данном регионе представляет большой интерес для прогнозирования лавин и картирования опасностей. Эта цель стала более достижимой благодаря использованию радиолокационных спутниковых данных Sentinel-1 для обнаружения лавин. В этом исследовании я представил автоматическую цепочку обработки, которая превращает продукты Sentinel-1 ОДЗ в обнаруженные лавинные полигоны в течение примерно 10 минут. Система обработки данных была разработана для надежного и постоянного обнаружения лавин в течение всей зимы в почти реальном времени при любых погодных и световых условиях. Общая природа входных данных делает возможным применение системы обработки во всем мире, учитывая наличие данных Sentinel-1.

В исследовании настроено шесть параметров алгоритма обнаружения лавин и протестировано лучшая настройка на наборе данных из 14 изображений Sentinel-1. По сравнению с ручным обнаружением алгоритм дал средний балл истинного навыка 0,213 с высокой вариацией вероятности обнаружения и частоты ложных тревог из-за динамического характера снега на изображениях Sentinel-1. Затем была запущена цепочка обработки, которая также включает алгоритм отслеживания возраста, который исключает многократное обнаружение одних и тех же лавин по пяти зимам (2018–2020 гг.) Данных Sentinel-1 в районе, окружающем город Тромсё в Северной Норвегии. Этот набор данных обнаружения лавин является первым в своем роде во всем мире, предоставляя пространственно-временную информацию о лавинной активности в большом регионе (150 × 100 км). По сравнению с набором данных наблюдавшихся в полевых условиях лавин 57% были обнаружены автоматически.

Представленная система автоматической обработки лавин в настоящее время предварительно эксплуатируется норвежской службой предупреждения о лавинах в трех регионах Норвегии. Они используют ежедневно обновляемую карту активности лавин, чтобы получить пространственно более репрезентативную картину активности лавин в каждом регионе. Это помогает им проверить свою оценку риска схода лавин, которая была дана накануне, и уменьшает неопределенность в увеличении или уменьшении данного уровня опасности схода лавин.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Techel, F .; Stucki, T .; Margreth, S .; Марти, С .; Winkler, K. Schnee und Lawinen in den Schweizer Alpen. Hydrologisches Jahr 2013/2014. 2015.
2. Рудольф-Миклау, Ф .; Sauer Moser, S. *Техническое руководство по защите от лавин* ; Мирс, АI, ред .; Wiley Ernst & Sohn: Берлин, Германия, 2015.
3. МакКлюнг Д.М. Элементы прикладного прогнозирования лавин. Часть II. Физические проблемы и правила прикладного прогнозирования лавин. *Туземный Опасности* **2002** , 26 , 131–146.
4. Эккерсторфер, М .; Bühler, Y .; Frauenfelder, R .; Malnes, E. Дистанционное зондирование снежных лавин: последние достижения, потенциал и ограничения. *Холодный Рег. Sci. Technol.* **2016** , 121 , 126–140.
5. Vogel, S .; Эккерсторфер, М .; Кристиансен, Х.Х. Динамика карнизов и метеорологический контроль в Грувефьелле, Центральный Шпицберген. *Криосфера* **2012** , 6 , 157–171.
6. Хэнкок, Х .; Прокоп А .; Эккерсторфер, М .; Хендрикс, Дж. Сочетание картографирования снега с высоким пространственным разрешением и метеорологических анализов для улучшения прогнозирования разрушительных лавин в Лонгиербюене, Шпицберген. *Холодный Рег. Sci. Technol.* **2018** , 154 , 120–132.
7. Bühler, Y .; Hafner, ED; Zweifel, B .; Zesiger, M .; Хейсиг Х. Где лавины? Быстрое картирование большого снежного лавинного периода с помощью оптических спутников. *Криосфера Обсудить* **2019** . в обзоре.
8. Wiesmann, A .; Wegmueller, U .; Хоникель, М .; Строцци, Т .; Вернер, С.Л. Потенциал и методология спутникового SAR для картирования опасности. В материалах Международного симпозиума по геонаукам и дистанционному зондированию IEEE 2001, Сидней, Австралия, 9–13 июля 2001 г.
9. Bühler, Y .; Bieler, C .; Pielmeier, C .; Wiesmann, A .; Caduff, R .; Frauenfelder, R .; Jaedicke, C .; Биппус Г. Мониторинг всепогодной лавинной активности из космоса? В материалах Международного научного семинара по снегу 2014, Банф, Канада, 29 сентября - 3 октября 2014 года; С. 795–802.
10. Эккерсторфер, М .; Malnes, E. Ручное обнаружение снежных лавинных обломков с использованием изображений SAR Radarsat-2 с высоким разрешением. *Холодный Рег. Sci. Technol.* **2015** , 120 , 205–218.
11. Malnes, E .; Эккерсторфер, М .; Vickers, H. First Sentinel-1 обнаружение лавинного мусора. *Криосфера Обсудить*. **2015** , 9 , 1943–1963.
12. Эккерсторфер, М .; Malnes, E .; Vickers, H .; Мюллер, К .; Engeset, R .; Хумстад Т. Мониторинг оперативной лавинной активности с помощью радиолокационных спутников: от Норвегии до всемирной помощи в прогнозировании лавин. В материалах Международного семинара по науке о снеге, 2018 год, Инсбрук, Австрия, 7–12 октября 2018 года; С. 333–337.

13. Coleou, C .; Karbou, F .; Deschartes, M .; Martin, R .; Dufour, A .; Эжерт Н. Использование спутниковых наблюдений SAR для оценки лавинной активности во Французских Альпах во время замечательных эпизодов сезона 2017-2018 гг. В материалах Международного научного семинара по снегу 2018 г., Инсбрук, Австрия, 7–12 октября 2018 г .; С. 392–395.
14. Karbou, F .; Coleou, C .; Лефорт, М .; Дешатрес, М .; Эжерт, N .; Martin, R .; Charvet, G .; Дюфур А. Мониторинг лавинного мусора во французских горах с помощью наблюдений SAR со спутников Sentinel-1. В материалах Международного научного семинара по снегу 2018 г., Инсбрук, Австрия, 7–12 октября 2018 г .; С. 344–347.
15. Куммерволд, ЧП; Malnes, E .; Эккерсторфер, М .; Арнцен И.М. Бианки, Ф. Обнаружение лавин на радиолокационных изображениях Сентинел-1 с использованием сверточных нейронных сетей. В материалах Международного научного семинара по снегу 2018 г., Инсбрук, Австрия, 7–12 октября 2018 г .; С. 377–381.

Приложение А

Таблица А1. Сводка POD, FAR и TSS для сравнения ручной и автоматически обнаруживаемой лавинной активности в 14 случайно выбранных парах сцен S1. Снег описывает преобладающие снежные условия на изображениях, выведенных из температуры воздуха. G / RB является индексом зелени, где мы вычитали интенсивность пикселя из красных и синих каналов, где опорное изображение подставляется из зеленого канала, где изображение активности положить в изображения обнаружения изменения RGB. Высокий коэффициент зелени означает низкий контраст на изображении.

#	акт	сылка	# Обнаружения человека	Снег (сылка)	Снег (акт)	POD	FAR	TSS	G / RB
1	20151218	20151206	33	мокрый	сухой	68,8	56,9	0,119	1,06
2	20151223	20151129	36	сухой	сухой	70	37,7	0,383	0,82
3	20180101	20151220	56	мокрый	мокрый	70,5	72,1	-0,016	1,20
4	20160218	20160208	33	мокрый	сухой	31	35,7	-0,047	0,92
5	20161226	20161214	186	мокрый	сухой	75,7	52,3	0,234	0,87
6	20170131	20170125	265	мокрый	сухой	71,4	26,9	0,445	0,75
7	20170201	20170126	359	сухой	мокрый	84,1	27	0,571	0,96
8	20170204	20170129	161	мокрый	сухой	70,7	55,2	0,155	1,13
9	20170214	20170208	26	сухой	сухой	85,7	50	0,357	0,91
10	20170218	20170212	196	мокрый	сухой	62	25,9	0,361	0,86
11	20170409	20170403	396	сухой	мокрый	87,4	33,5	0,538	0,80
12	20170511	20170505	576	сухой	мокрый	59,8	52,5	0,073	1,06
13	20180115	20180109	34	мокрый	сухой	56,1	81,7	-0,256	1,05
14	20180421	20180415	63	мокрый	мокрый	41,3	35	0,063	1,12
					ср	67,2	45,9	0,213	1,0
					минимум	31,0	25,9	-0,256	0,8
					Максимум	87,4	81,7	0,571	1,2
					std	16,2	17,2	0,241	0,1