

УДК 004.77

DOI: 10.34753/HS.2022.4.3.244

**РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ
АВТОМАТИЗИРОВАННОГО
СОСТАВЛЕНИЯ ПРОГНОЗА
ЛАВИННОЙ ОПАСНОСТИ, С
ПРИМЕНЕНИЕМ
СОВРЕМЕННЫХ ИКТ И
АППАРАТА
НЕЙРОКОГНИТИВНЫХ
АРХИТЕКТУР**

Р.И. Пупцев

*Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего
образования «Санкт-Петербургский
государственный университет
телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-
Бруевича», г. Санкт-Петербург, Россия
r.pupcev@bonch-ikt.ru*

**DEVELOPMENT OF A SYSTEM
FOR AUTOMATED FORECASTING
OF AVALANCHE DANGER, USING
MODERN ICT AND THE
APPARATUS OF
NEUROCOGNITIVE
ARCHITECTURES**

Rinat I. Pupcev

*Federal State Budget-Financed Educational
Institution of Higher Education The Bonch-Bruevich
Saint Petersburg State University of
Telecommunications, St. Petersburg, Russia*

r.pupcev@bonch-ikt.ru

Аннотация. Развитие инфокоммуникационных технологий открывает большие возможности для создания систем прогнозирования лавинной опасности, а бурное развитие технологий контейнеризации и виртуализации позволяют в полной мере использовать концепцию микросервисной архитектуры. Данный подход позволяет в полной мере реализовать модульную систему с большим потенциалом масштабирования. Отдельные независимые модули можно заменять без потерь для остальных элементов системы, что позволяет экспериментировать с конкретными модулями для поиска наиболее оптимального метода прогнозирования лавинной опасности. Развитие аппарата машинного обучения открывает широкие возможности его применения для решения задачи прогнозирования. Использование зарекомендовавших себя методов может дать хорошие результаты и увеличить точность составления прогнозов лавинной опасности. В данной работе рассматриваются: проблема применения современных информационно-коммуникационных технологий и аппарата машинного обучения в области

Abstract. The development of infocommunication technologies opens up great opportunities for the creation of avalanche hazard forecasting systems, the rapid development of containerization and virtualization technologies make it possible to fully use the concept of microservice architecture. The development of the machine learning apparatus opens up wide opportunities for its application to solve the forecasting problem. The use of proven methods can give good results and increase the accuracy of avalanche hazard forecasts. This article discusses: the problem of using modern information and communication technologies and machine learning in the field of avalanche forecasting, data sources for the functioning of an automated avalanche hazard forecasting system. The most important data for use in the operation of such a system are highlighted. There is also a list of requirements that such a system must meet. A prototype of a system for predicting the background level of avalanche danger for the mountain region of Khibiny has been developed. The prototype works using machine learning algorithms. A set of predicted meteorological parameters is used for the operation of the models, the forecast is made for the

лавинного прогнозирования, а также источники данных для работы системы автоматизированного составления прогнозов лавинной опасности. Данные группируются, и каждая группа характеризуется параметрами пригодности для использования в автоматизированной системе прогнозирования, выделены наиболее важные данные для использования в работе подобной системы. Также составлен список требований, которым она должна удовлетворять. Разработан прототип системы прогнозирования фоновое уровня лавинной опасности для горного региона Хибин. Прототип работает с использованием алгоритмов машинного обучения. Для работы моделей используется набор прогнозных метеопараметров, прогноз составляется на следующие сутки и обновляется каждый час. Кроме этого, запущена аналитическая модель для предсказания лавин из метелевых досок. В заключение работы приведены примеры отображения данных, полученных в результате работы моделей машинного обучения, предоставлен пример сообщения рассылки информации Телеграм-ботом. Отдельно необходимо выделить возможность интеграции системы с уже существующими системами сбора и анализа данных, встраивание уже зарекомендовавших себя систем позволит расширить их функционал и предоставить новые возможности для работы лавинных прогнозистов.

Ключевые слова: машинное обучение; лавинное прогнозирование; снежные лавины; микросервисная архитектура; анализ данных; сбор данных.

Введение

Разработка прогнозов лавинной опасности сложная, комплексная задача, для ее решения используется немало методик и различных моделей. Согласно [Соловьев, 2002], важнейшими факторами использования прогноза являются его своевременность и скорость его предоставления. Чем более актуальные и полные данные используются для разработки прогноза,

next day and updated every hour. In addition, an analytical model was launched to predict avalanches from wind slab. At the end of the work, examples of displaying data obtained as a result of machine learning models are given, an example of a message sending information by a Telegram bot is given. Separately, it is necessary to highlight the possibility of integrating the system with existing data collection and analysis systems, the introduction of already proven systems will expand their functionality and provide new opportunities for avalanche forecasters.

Keywords: machine learning; avalanche forecasting; snow avalanches; micro service architecture; data analysis; data collection.

тем более точным становится прогноз. При этом современные методы лавинного прогнозирования, в большинстве своем, опираются на ручные способы сбора информации, такие как шурфирование снежного покрова, наблюдения за лавинной активностью и косвенными признаками нестабильности снежного покрова, периодические измерения метеорологических параметров и так далее.

Ручной способ сбора этих данных не позволяет учитывать их в реальном времени.

Кроме этого, методики составления лавинных прогнозов применяются, в основном, в ручном режиме, полученные данные вносятся в специальные программы или таблицы, с помощью которых производят расчеты, и, на основе этих расчетов, происходит составление прогнозов. Важнейшим фактором, влияющим на точность прогнозов и скорость их предоставления, является опыт конкретного специалиста службы лавинной безопасности, его навыки и компетенции на каждом этапе составления прогноза. Ручной способ сбора и обработки информации, а также сильная зависимость от опыта и компетенции специалистов, увеличивает вероятность ошибок и уменьшает скорость разработки прогнозов лавинной опасности.

Существует два основных типа методик составления прогнозов лавинной опасности. Это методики, базирующиеся на математическом аппарате, и расчетах, основанных на моделировании поведения снежного покрова. Такой подход дает большую точность при больших объемах доступной информации, при этом их точность резко падает при недостатке данных или их низкой точности. Методики, основанные на фактах нестабильности снежного покрова или явных фактах лавинной активности, ориентированы на получение быстрого результата при недостатке данных. Как правило, применяются комплексные методы, но все они основываются на сборе и анализе данных.

Главной проблемой применения информационно-коммуникационных технологий (далее – ИКТ) в области лавинного прогнозирования является нехватка формализованных методов, которые дают четкий алгоритм действий. Также существует острая нехватка достоверных и исчерпывающих данных, без которых невозможно применять даже самый лучший математический аппарат. Малая доступность и структурированность данных о лавинной активности и стабильности снежного покрова, большие пробелы в этих данных и невозможность наблюдать за лавинной

активностью в условиях ограниченной видимости, накладывают ограничения на применение ИКТ.

Источники данных

Для реализации системы автоматизированного составления прогноза лавинной опасности, необходимо разработать систему автоматизированного сбора данных. Все источники данных, которые возможно использовать для составления прогноза, можно сгруппировать по схожим признакам. Основными источниками данных для использования автоматизированной системой, могут стать:

— Специализированные сети агентов по сбору данных. Подразумевают использование специально разработанных агентов по сбору информации. Очевидным плюсом является сбор специфичной информации, важной для составления прогнозов лавинной опасности, минусом является сложность и цена разработки подобной системы.

— Сеть метеостанций. Ее основным плюсом использования является доступность и объем предоставляемых данных, минусом является низкая относительная плотность и неравномерность расположения станций, нет возможности собрать специфичные данные для составления прогнозов лавинной опасности.

— Открытые источники данных. Обладают самым большим массивом метео данных при этом большинство источников обладают программным интерфейсом (далее – API), что упрощает процесс получения данных, в том числе в реальном времени, огромным минусом является то, что данные являются расчетными и нет доступа к получению специальных данных о строении снежного покрова.

— Каталоги лавин. Являются одним из самых важных источников данных для использования в системе лавинного прогнозирования. На их основе можно формировать обучающие выборки для нейросетевых моделей, а также использовать в качестве статистики. Как правило, данные каталоги ведутся не в унифицированном формате и заполняются в ручном режиме в результате

наблюдений, что позволяет использовать их в ограниченном режиме.

— Открытые источники данных о строении снежного покрова. Использование этих данных позволяет получить критически важную информацию, позволяющую сопоставить погодные явления и структуру снежного покрова, но данная информация собирается также в ручном режиме, и, как правило, становится доступной на специализированных ресурсах через определенное время после проведения исследований.

— Специальные электронные формы опроса. Позволяют получать данные от экспертов практически в реальном времени, при правильном использовании форм. Такие формы требуют ручного внесения данных.

— Анализ фото и видео материалов. Дает возможность получить актуальные и весьма

важные данные о структуре снежного покрова и лавинной активности, предполагает большой объем ручного визуального анализа или создание специальных методов машинного обучения для анализа поступающих материалов, которые позволяют автоматизировать процесс и проводить его практически в реальном времени. Отдельно хочется отметить использование снимков земной поверхности, так как с их помощью можно формировать детальные и полноценные каталоги лавин для целого горного региона [Bianchi et al., 2020], сложность и способы реализации такие же, как и для фото/видео материалов.

Все группы источников данных были проанализированы с точки зрения использования их автоматизированными программными средствами прогнозирования, результаты представлены в таблице 1.

Таблица 1. Типы данных и их доступность для автоматизированного использования.

Table 1. Data types and their availability for automated use.

Источник данных	Структурность данных	Регулярность поступления	Потенциальное количество	Доступность для сбора	Сложность сбора данных
Метеорологические данные из открытых источников с API	Высокая	Высокая	Большое	Хорошая	Низкая
Данные из открытых источников без API	Высокая	Высокая	Большое	Удовлетворительная	Средняя
Данные от метеостанций и датчиков	Высокая	Высокая	Большое	Низкая	Низкая
Данные специальных сетей датчиков и агентов, custom solutions	Высокая	Высокая	Большое	Хорошая	Низкая
Каталог лавин	Средняя	Низкая	Среднее	Удовлетворительная	Средняя
Данные о снежной стратиграфии и шурф-тестах	Средняя	Низкая	Среднее	Удовлетворительная	Средняя
Специальные электронные формы опроса экспертов	Высокая	Низкая	Большое	Хорошая	Средняя
Фото/видео материалы (в том числе спутниковые)	Низкая	Средняя	Большое	Хорошая	Высокая

Концептуальная модель системы

Стоит отдельно рассмотреть способы сбора данных с использованием различных типов API. При использовании унифицированного API, нет необходимости разрабатывать отдельное программное решение для каждого источника данных, при этом такие решения работают, как правило, надежно и в реальном времени. При использовании же не унифицированного API, возникает необходимость разрабатывать большое количество программных модулей для работы с каждым конкретным источником данных, при этом обеспечить стабильность работы каждого конкретного программного модуля не так просто.

Для реализации системы автоматизированного составления прогнозов лавинной опасности предлагается использование микросервисной архитектуры. Это позволяет реализовать гибкую модульную архитектуру приложения, увеличивая общую надежность, расширяет возможности для масштабирования и модернизации отдельных функциональных блоков решения. Система сбора данных должна включать в себя специальные программные модули, реализующие функции по сбору данных из необходимых источников и последующую передачу полученных данных в модуль обработки и структурирования данных, соответственно следующий модуль обрабатывает данные и записывает их в специализированную реляционную базу данных. Модуль хранения и управления данными должен реализовывать функционал реляционной базы данных и механизмы управления и доступа к ним, а также предоставлять возможность загрузки данных в нужном формате, например в формате csv.

Существует два основных пути создания системы прогнозирования. Первый предполагает использование конкретных алгоритмов и методик, уже успешно применяемых для составления прогнозов лавинной активности, при этом степень сложности программного кода напрямую зависит от сложности применяемой методики. Очень важным фактором, влияющим на сложность реализации данного подхода, является не явная связь между используемыми параметрами в алгоритмах прогнозирования.

Основной сложностью применения традиционного подхода для создания системы прогнозирования, является несовершенство используемых методов, а также сложность их реализации программным кодом. Для реализации данного подхода предполагается использовать все доступные методики и рекомендации для составления прогнозов лавинной опасности, но так как многие методы не имеют четких математических зависимостей или для их применения необходимы точные актуальные данные, инструкции программного кода становятся очень запутанными и сложными. При этом требуя от разработчика больших компетенций как в предметной области лавинного прогнозирования, так и в области программной инженерии. [Techel, Schweizer, 2017; Avalanche Bulletin, 2022].

Второй путь предполагает использование специальных алгоритмов применения аппарата машинного обучения. Использование данного подхода освобождает разработчиков от необходимости реализовывать сложные инструкции для выполнения механизмов прогнозирования. Задача сводится к формированию достаточного большого массива данных для обучения, поиска лучшего алгоритма обучения, а также поиска лучшей архитектуры модели, использующей алгоритмы машинного обучения. Однако, данный подход позволяет находить новые, неявные зависимости между параметрами и, потенциально, может решать большой спектр нестандартных задач в области прогнозирования лавинной активности. Применение методов машинного обучения снижает требования к компетенциям разработчика в предметной области лавинного прогнозирования, но вызывает дополнительные компетенции в области машинного обучения и науки о больших данных.

Для решения задачи лавинного прогнозирования методами машинного обучения подходят два класса задач. Первый класс задач – это задачи регрессии или временные ряды. Данный класс подходит для прогнозирования конкретных параметров в будущем, при этом это могут быть параметры как прямо влияющие на

степень лавинной опасности, так и косвенно. Второй класс задач – задачи классификации и кластеризации. Они подходят для отнесения параметров к определенным классам, например, используя метеорологические характеристики погодного явления можно отнести погодное явление к определенному классу лавинной опасности и к классу, формирующему конкретную лавинную проблему.

И первый, и второй классы задач предполагает большой объем обучающих массивов данных, не менее 5 000 строк, для получения хороших результатов обученности модели. При нехватке данных уменьшается стабильность работы модели и общая точность решения задачи. Для любого класса задач требуется большая обучающая выборка, которую достаточно трудоемко сформировать в ручном режиме. Это требует создания специализированного программного модуля по сбору и структурированию данных, который решит задачу автоматического формирования и дополнения массива данных для обучения моделей. Также необходимо реализовать программный модуль для обработки данных, который преобразует массивы данных в специальные обучающие выборки в нужном формате, так как большинство моделей работает с поступающими данными в бинарном или нормализованном виде.

Следующим этапом разработки системы является подача данных в реальном времени на вход обученной модели. Это позволит использовать обученные модели для прогнозирования и классификации интересующих параметров. Важнейшим компонентом системы является модуль, получающий данные с выхода обученной модели. В его задачи входит преобразование данных в бинарном виде в более удобный для последующего анализа формат, а также реализующий функции интерпретации полученных данных от обученной модели, модуль записывает данные в базу данных или явно передает их конечному пользователю. Для реализации возможности визуального анализа данных и распространения полученных

прогнозов необходимо создание специального ресурса доступного в глобальной сети Интернет. Это может быть Телеграм-бот и специальный веб-сайт с функциями визуализации.

Основными модулями системы, решающими задачу прогнозирования, являются модули, реализующие функции анализа данных. Предполагается использовать два типа таких модулей. Первый тип – это модули, реализующие традиционные методы и алгоритмы составления прогнозов лавинной опасности, для каждого метода или алгоритма необходима разработка отдельного модуля, что обеспечит большую отказоустойчивость и возможность модернизации отдельного модуля, содержащего конкретный метод прогнозирования. Более подробно ознакомиться с традиционными методами можно в [Руководство ..., 1965; Кондрашов, 1991; Жданов, 2020]. Второй тип – это модули, реализующие методы прогнозирования на основе машинного обучения, включают в себя большее количество специализированных программных элементов, при этом нет необходимости разрабатывать программный код с нуля, существует большое количество подобных модулей, используемых в других сферах, необходима лишь адаптация уже разработанных программных модулей для решения задачи прогнозирования лавинной активности.

Следующим большим блоком системы является блок визуализации, интерпретации и предоставления данных, состоящий из соответствующих модулей. В общем виде данный блок необходим для удобного представления и визуального анализа данных, полученных в результате работы системы. Также данный блок включает в себя модуль предоставления данных конечному пользователю, данные функции реализуются при помощи специального Телеграм-бота и веб-сайта, на котором публикуются данные в графическом виде, для этого существует возможность интегрировать данный блок с другими системами, отправлять данные в виде массивов и обрабатывать их на стороне конечного пользователя. Концептуальная модель системы представлена на рисунке 1, где

отображены используемые технологии, необходимые для функционирования каждого модуля, а также связи модулей между собой.

Для формирования прогноза фоновый уровень лавинной опасности горного массива Хибины использовался следующий подход. Были собраны значения фоновый уровень лавинной опасности из бюллетеня Муниципального казенного учреждения «Управление по делам гражданской обороны и чрезвычайным ситуациям (далее – МКУ «Управление по делам ГО и ЧС»)) (сезоны 2020/21 и 2021/22) и занесены в специальный файл с расширением csv. Значение данного параметра указывается в соответствии с международной шкалой фоновый уровень лавинной опасности, описанной в работе [Statham et al., 2018]. Затем был собран архив погоды района города Кировск Мурманской области за тот же период¹. Архив погоды имел часовые промежутки измерений и 23 параметра (temperature_2m, relativehumidity_2m, dewpoint_2m, apparent_temperature, pressure_msl, surface_pressure, precipitation, rain, snowfall, cloudcover, cloudcover_low, cloudcover_mid,

cloudcover_high, windspeed_10m, wind-speed_100m, winddirection_10m, wind-direction_100m, windgusts_10m, et0_fao_evapotranspiration, vapor_pressure_deficit, soil_temperature_0_to_7cm, soil_moisture_0_to_7cm, soil_moisture_7_to_28cm). Подробно с описанием каждого параметра можно ознакомиться на сайте open-meteo.com в разделе документация. Каждым суткам соответствовало 24 строки часовых значений 23-х параметров, затем для каждого суток было рассчитано среднее, минимальное и максимальное значение каждого параметра. В итоге для каждого суток была получена одна строка, содержащая рассчитанные значения параметров и фоновый уровень лавинной опасности. После этого на основе данного массива обучалось 4 модели машинного обучения, названия моделей указаны на рисунке 2. После завершения процесса обучения моделей на вход подавались значения 23-х параметров на следующие 24 часа. На основе поступающих данных модели предоставляли значение фоновый уровень лавинной опасности на следующие сутки. Каждый час модели обновляют прогноз.

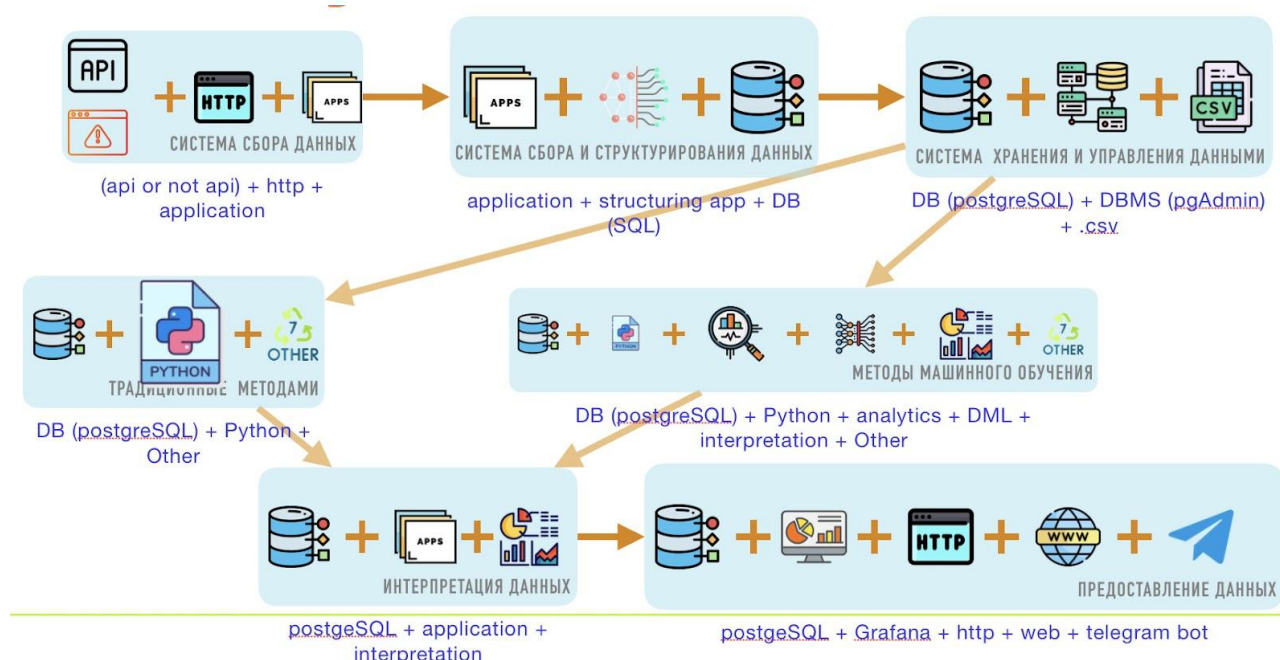


Рисунок 1. Концептуальная модель системы.

Figure 1. Conceptual model of the system.

¹Historical Weather API | Open-Meteo.com [Электронный ресурс]. URL: <https://open-meteo.com/en/docs/historical-weather-api>

Результат

В результате проделанной работы получен список требований к системе, проанализированы источники данных, дана характеристика каждой группы данных. Получена концептуальная модель системы. Развернут полнофункциональный прототип системы автоматизированного составления прогноза лавинной опасности.

Система в автоматизированном режиме собирает данные из открытых источников метеоданных (openweathermap.org, tomorrow.io, weatherapi.com, open-meteo.com, visualcrossing.com, accuweather.com). На основе получаемых данных предварительно обученные модели предоставляют прогноз фонового уровня лавинной опасности. Обновление данных происходит каждый час. Для составления прогноза на данный момент используется почасовой прогноз на следующие сутки. Также функционирует модуль расчета образования метелевых досок, который рассчитывает метелевый перенос, его направление и на основе полученных результатов определяется опасность (вероятность) появления лавин, вызванных сходом метелевых досок. Расчет производится каждый час, полученные результаты объединяются, и на основе актуального массива данных дается оценка вероятности наступления конкретного лавинного сценария. Распространение данных происходит посредством Телеграм-бота, веб-сайта и специального программного решения для визуализации данных Grafana.

Проверка результата обучения моделей машинного обучения происходит с помощью сравнения прогнозируемого фонового уровня лавинной опасности с фактическим фоновым уровнем лавинной опасности, предоставляемым МКУ «Управление по делам ГО и ЧС». Все модели обучаются на одинаковых обучающих выборках, что позволят выбирать наиболее подходящие модели. По результату обучения четырех моделей, получена следующая точность предсказания:

k_neighbours_classifier_predict=69%
random_forest_regressor_predict=71%
decision_tree_regressor_predict=70%
xgb_boost_regressor_predict=60%

Точность работы моделей оценивалась следующим образом: из общей обучающей выборки было отобрано 10% значений, которые не использовались в процессе обучения моделей. После процесса обучения каждой из моделей предоставлялись метеопараметры заранее отобранных строк. Теперь модели самостоятельно предсказывали значение фонового уровня лавинной опасности, которое сравнивалось с фактическим, данный процесс повторялся 20 раз. Для каждой из моделей рассчитывалось в скольки процентах случаев модель правильно предсказала значение фонового уровня лавинной опасности. Используя модуль визуализации, был получен график, представленный на рисунке 2. Кроме этого, на рисунке 3 представлен пример рассылки Телеграм-бота. Рассылка производится каждые 6 часов и содержит информацию о продолжительности снегопада в часах, продолжительности ветрового переноса снега в часах, температуру воздуха на высоте двух метров над уровнем поверхности земли. Кроме этого, в рассылке содержатся данные, полученные в результате расчета по методике СМАН (conceptual model of avalanche hazard, далее – СМАН) [Statham et al., 2018]:

- параметр «предполагаемая чувствительность» дает оценку устойчивости снежного покрова к инициированию лавин – в примере на рисунке 3 инициация лавины крайне вероятна;

- параметр «вероятность» дает оценку на сколько большой шанс попасть в лавину, находясь на лавиноопасной территории;

- параметр «предполагаемый размер лавины» оценивает вероятный размер возможной лавины из метелевой доски, размер указывается по европейской классификации [Avalanche Bulletin, 2022], в примере указан размер лавин из метелевых досок менее D1;

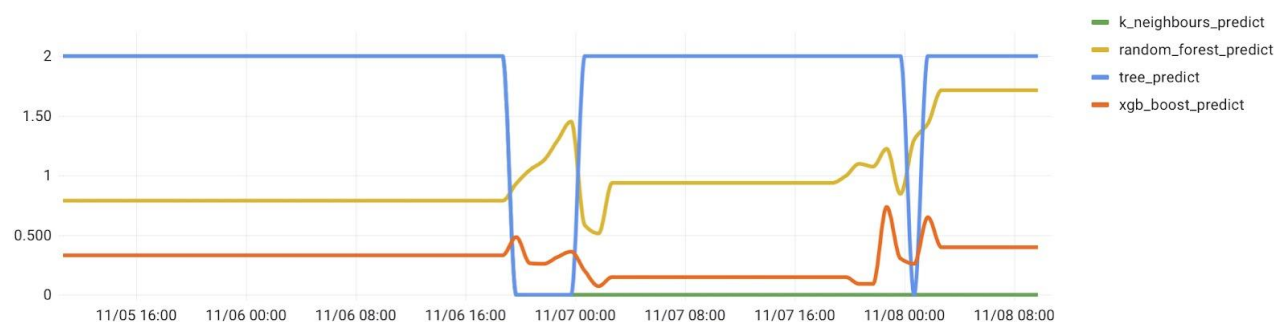


Рисунок 2. График фонового уровня лавинной опасности (согласно классификации приложения А [Avalanche Bulletin, 2022]) для Хибин, полученный в результате работы 4-х моделей машинного обучения.

Figure 2. A graph of the background level of avalanche danger (according to the classification from Appendix A [Avalanche Bulletin, 2022]) for Khibiny, obtained as a result of the work of 4 machine learning models.

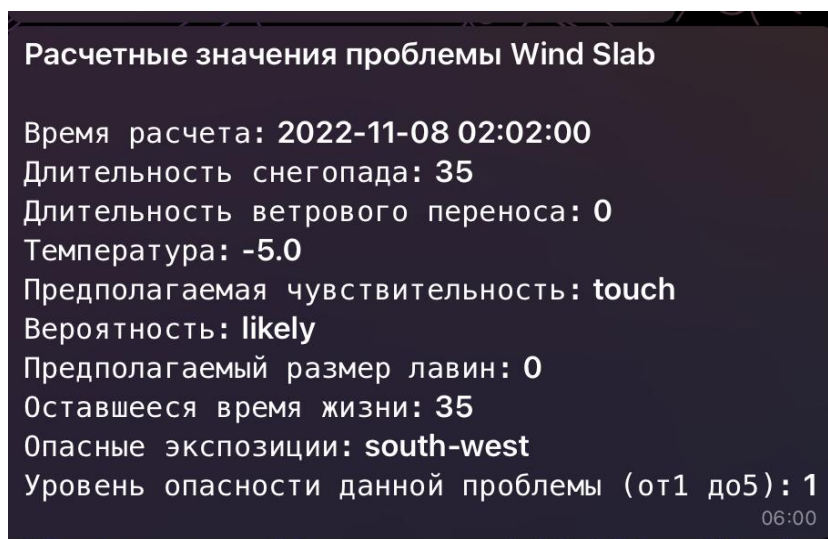


Рисунок 3. Пример рассылки информации Телеграм-ботом.

Figure 3. Example of sending information by Telegram bot.

- параметр «оставшееся время жизни» указывает на примерное время активности данной проблемы;
- параметр «опасные экспозиции» указывает на каких экспозициях вероятнее всего можно встретить лавины из метелевых досок;
- параметр «уровень опасности данной проблемы» оценивает фоновый уровень лавинной

опасности, учитывая только проблему метелевых досок, расчет также производится при помощи методики СМАН.

Также для оценки количества перенесенного ветром снега использовались соответствующие методики [Аккуратов, 1966; Благовещенский, Жданов, 2019; Nowak, Bartram, Naegeli, 2020].

Литература

Аккуратов В.Н. Метеорологические условия образования лавин в Хибинах // Материалы гляциологических исследований. 1966. № 12. С. 132–138.

Благовещенский В.П., Жданов В.В. Опыт оценки и прогноза лавинной опасности в Швейцарии // Гидрометеорология и экология. 2019. № 1 (92). С. 178–190.

Жданов В.В. Современная концепция развития прогнозов лавинной опасности (на примере прогнозов в районе СЛС Шымбулак) // Гидрометеорология и экология. 2020. № 2 (97). С. 81–93.

Кондрашов И.В. Прогноз лавин и некоторых характеристик снежности в горах Казахстана. Л.: Гидрометеиздат, 1991. 72 с.

Руководство по снеголавинным работам (временное). Л.: Гидрометеиздат, 1965. 397 с.

Соловьев А.Ю. Геоинформационные методы исследования лавинной опасности на примере Хибинского горного массива. Дисс. ... канд. геогр. наук. М.: Изд-во МГУ, 2002. 143 с.

Avalanche Bulletin Interpretation Guide. Edition December 2022 / WSL Institute for Snow and Avalanche Research SLF (ed.). 2022. [Электронный ресурс]. URL: https://www.slf.ch/files/user_upload/SLF/Lawinenbulletin_Schneesituation/Wissen_zum_Lawinenbulletin/Interpretationshilfe/Interpretationshilfe_EN.pdf.

Bianchi F.M., Grahn J., Eckerstorfer M., Malnes E., Vickers H. Snow avalanche segmentation in SAR images with Fully Convolutional Neural Networks // *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2021. Vol. 14. Pp. 75–82. DOI: [10.1109/JSTARS.2020.3036914](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3036914).

Nowak S., Bartram L., Haegeli P. Designing for Ambiguity: Visual Analytics in Avalanche Forecasting // *Proceedings of the International Conference on Visualisation, VIS (Virtual Event, 25–30 October 2020)*. Los Alamitos, California, Washington, Tokyo: IEEE Computer Society, 2020. DOI: [10.1109/VIS47514.2020.00023](https://doi.org/10.1109/VIS47514.2020.00023).

References

Akkuratov V.N. Meteorologicheskie usloviya obrazovaniya lavin v Khibinakh [Meteorological conditions for the formation of avalanches in the Khibiny]. *Materialy glytsiologicheskikh issledovaniy [Data of Glaciological Studies]*, 1966, no. 12, pp. 132–138.

Avalanche Bulletin Interpretation Guide. Edition November 2022. WSL Institute for Snow and Avalanche Research SLF (ed.). 2022. URL: https://www.slf.ch/en/avalanche-bulletin-and-snow-situation/about-the-avalanche-bulletin/Interpretationshilfe_en.pdf.

Bianchi F.M., Grahn J., Eckerstorfer M., Malnes E., Vickers H. Snow avalanche segmentation in SAR images with Fully Convolutional Neural Networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, vol. 14, pp. 75–82. DOI: [10.1109/JSTARS.2020.3036914](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3036914).

Blagovechshenskiy V.P., Zhdanov V.V. Opyt otsenki i prognoza lavinnoi opasnosti v Shveitsarii [Experience of evaluation and forecast of avalanche danger in Switzerland]. *Gidrometeorologiya i ekologiya [Hydrometeorology and Ecology]*, 2019, No. 1 (92), pp. 178–190. (In Russian; abstract in English).

Kondrashov I.V. *Prognoz lavin i nekotorykh kharakteristik snezhnosti v gorakh Kazakhstana [Forecast of avalanches and some characteristics of snow cover in the mountains of Kazakhstan]*. Leningrad, Publ. Gidrometizdat, 1991. 72 p. (In Russian).

Nowak S., Bartram L., Haegeli P. Designing for Ambiguity: Visual Analytics in Avalanche Forecasting. *Proceedings of the International Conference on Visualisation, VIS (Virtual Event, 25–30 October 2020)*. Los Alamitos, California, Washington, Tokyo: IEEE Computer Society, 2020. DOI: [10.1109/VIS47514.2020.00023](https://doi.org/10.1109/VIS47514.2020.00023).

Solov'ev A.Yu. *Geoinformatsionnye metody issledovaniya lavinnoi opasnosti na primere Khibinskogo gornogo massiva. Diss. ... kand. geogr. Nauk [Geoinformation methods for studying avalanche danger on the example of the Khibiny mountain range. Ph. D. (Geography) Thesis]*.

Statham G., Haegeli P., Greene E., Birkeland K., Israelson C., Tremper B., Stethem Ch., McMahon B., White B., Kelly J. A conceptual model of avalanche hazard // *Natural Hazards*. 2018. Vol. 90. Iss. 2. Pp. 663–691. DOI: [10.1007/s11069-017-3070-5](https://doi.org/10.1007/s11069-017-3070-5).

Techel F., Schweizer J. On using local avalanche danger level estimates for regional forecast verification // *Cold Regions Science and Technology*. 2017. Vol. 177. Pp. 55–62. DOI: [10.1016/j.coldregions.2017.07.012](https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2017.07.012).

Moscow, Publ. of Moscow State University, 2002. 143 p. (In Russian).

Statham G., Haegeli P., Greene E., Birkeland K., Israelson C., Tremper B., Stethem Ch., McMahon B., White B., Kelly J. A conceptual model of avalanche hazard. *Natural Hazards*, 2018, vol. 90, iss. 2, pp. 663–691. DOI: [10.1007/s11069-017-3070-5](https://doi.org/10.1007/s11069-017-3070-5).

Techel F., Schweizer J. On using local avalanche danger level estimates for regional forecast verification. *Cold Regions Science and Technology*, 2017, vol. 177, pp. 55–62. DOI: [10.1016/j.coldregions.2017.07.012](https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2017.07.012).

Zhdanov V.V. Sovremennaya kontseptsiya razvitiya prognozov lavinnoi opasnosti (na primere prognozov v raione SLS Shymbulak) [Modern concept of development of forecasts of avalanche danger (on the example of forecasts in the area of avalanche station "Shymbulak")]. *Gidrometeorologiya i ekologiya [Hydrometeorology and Ecology]*, 2020, No. 2 (97), pp. 83–95. (In Russian; abstract in English).

Rukovodstvo po snegolavinnym rabotam (vremennoe) [Avalanche Manual (Temporary)]. Leningrad, Publ. Gidrometizdat, 1965. 397 p. (In Russian).