

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«Иркутский национальный исследовательский технический
университет»
Институт информационных технологий и анализа данных

О Т Ч Ё Т

о прохождении _____ производственной
(вид практики: учебная/производственная)
_____ преддипломной практики
(тип практики: технологическая/научно-исследовательская работа/преддипломная и др.)
в _____ ИРНИТУ, Институт информационных технологий и анализа данных
(г. Иркутск)
(наименование профильной организации)

Обучающегося _____ Малиновцева И.А., ИИТм-
23-1 _____
(ФИО, группа, подпись)

Руководитель практики от института ИТиАД
Массель Л.В., профессор _____

Руководитель образовательной программы
Афанасьев А.Д., профессор _____
(ФИО, должность, подпись)

Оценка по практике _____
Массель Л.В. _____ 19.05.2025
(ФИО, подпись, дата)

Содержание отчета на 39 стр.
Приложение к отчету на 1 стр.

Иркутск 2025

Индивидуальное задание на прохождение

Производственной практики: производственной (преддипломной) практики
для Малиновцева Ивана Александровича

(ФИО обучающегося полностью)

обучающегося 2 курса группы ИИТм-23-1
по направлению подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника
профиль Искусственный интеллект.

Место прохождения практики: ИРНИТУ, Институт информационных
технологий и анализа данных (г. Иркутск)

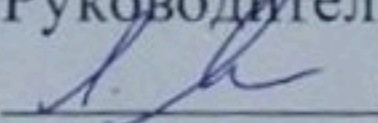
Сроки прохождения практики с «07» апреля 2025г. по «18» мая 2025 г.

Цели и задачи прохождения практики: Обучающийся уверенно проявил
свои теоретические знания и практические умения. В ходе практики все
поставленные цели были достигнуты, а задачи выполнены в полном объёме.
Развиты навыки поиска и анализа научной литературы, необходимые для
проведения исследований. Особо отмечается ответственность и
внимательность при выполнении порученных заданий.

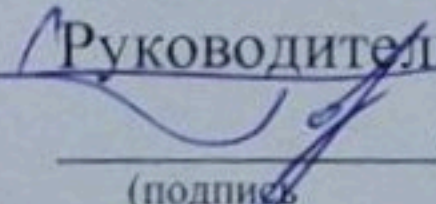
Содержание практики, вопросы, подлежащие изучению: В отчёте по
практике рассмотрены современные методы и алгоритмы прогнозирования
землетрясений, роль искусственного интеллекта в анализе сейсмологических
данных, а также архитектура и функции систем поддержки принятия решений.
Представлены подходы к обработке данных, ретроспективному анализу и
построению карт сейсмического риска.

Планируемые результаты практики: Проведён анализ современных
методов прогнозирования землетрясений и систем поддержки принятия
решений, рассмотрены возможности применения искусственного интеллекта,
определены требования к модулю прогнозирования, проанализированы
методы обработки и анализа сейсмических данных, а также ретроспективная
валидация и построение карт риска. Выполнена подготовка отчёта по практике
в соответствии с требованиями СТО 005 ИРНИТУ

Руководитель практики от института ИТиАД

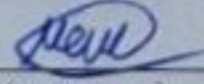
 / Массель Л.В. /
(подпись)

Согласовано:

 Руководитель ООП
/ Афанасьев А.Д. /
(подпись)

« 07 » 04 2025 г.

С настоящим индивидуальным заданием и с программой практики
ознакомлен(а), задание принято к исполнению

 « 07 » апреля 2025 г.
(подпись)

Содержание

Введение.....	5
1. Теоретическая часть.....	8
1.1 Системы поддержки принятия решений (СППР) при природных катастрофах.....	8
1.1.1 Архитектурная модель СППР.....	8
1.1.2 Типология СППР.....	9
1.1.3 Детальный жизненный цикл.....	9
1.1.4 Кейс-стади внедрённых СППР.....	11
1.1.5 Расширенные требования к СППР при сейсмической угрозе.....	13
1.1.6 Значение интеграции СППР в RECASP.....	13
1.2 Современные подходы к прогнозированию землетрясений.....	14
1.3 Ограничения существующих моделей прогнозирования.....	15
1.3.1 Физико-геологическая сложность процесса.....	15
1.3.2 Дефицит высококачественных данных.....	15
1.3.3 Ограниченность верификационных критериев.....	16
1.3.4 Специфические ограничения ИИ-подходов.....	16
1.4 Применение нейросетей и методов машинного обучения в геофизике.....	16
1.4.1 Гибридные и physics-informed сети.....	17
1.4.2 Трансферное и федеративное обучение.....	17
1.4.3 Ограничения и перспективы.....	17
1.5 Архитектура и назначение системы RECASP.....	18
1.5.1 Концептуальная трёхуровневая архитектура.....	18
1.5.2 Ключевые функциональные модули.....	18
1.6 Примеры существующих решений и моделей для прогнозирования.....	19
1.6.1 Глобальные каталоги и веб-порталы.....	19
1.6.2 Национальные и региональные базы.....	20
1.6.3 Научно-прикладные программные пакеты.....	20
1.6.4 Выводы для RECASP.....	20
1.7 Выводы по главе.....	20
2. Методология исследования.....	22
2.1. Принципы и подходы сейсмического прогнозирования.....	22

2.2. Ретроспективный анализ как метод проверки моделей.	23
2.3. Структура и формат каталога землетрясений.	24
2.3.1 Базовая схема записи	24
2.3.2 Контроль качества и оценка полноты.....	24
2.3.3 Интероперабельность и экспорт	24
2.4. Предварительная обработка данных.	25
2.5. Статистический анализ сейсмической активности.	26
2.6. Алгоритмы прогнозирования, применяемые в исследовании.....	27
2.7. Построение карты сейсмического риска.	28
2.8. Ретроспективная валидация модели (метрики и процедуры).	29
2.9. Инструментальные средства реализации.	31
2.10 Выводы по главе	33
Заключение.....	35
Список использованных источников.....	37

Введение

Землетрясения относятся к самым разрушительным природным катаклизмам, способным приводить к огромным человеческим жертвам и материальному ущербу. Во многих сейсмоактивных регионах мира актуальна задача повышения сейсмобезопасности территорий за счёт совершенствования методов прогнозирования землетрясений. Краткосрочное предсказание конкретного землетрясения (с указанием времени, места и магнитуды) до сих пор представляет значительную научную проблему: ни один из существующих методов не позволяет с высокой точностью предсказать событие вплоть до дней или месяцев [1]. Более того, попытки введения оперативных прогнозов сталкиваются с риском большого числа ложных тревог, что может приводить к неоправданным социально-экономическим потерям и снижению доверия общества к прогнозам [2]. В итоге во многих случаях акцент смещается с точного прогноза на меры смягчения последствий землетрясений (усиление сейсмостойкости сооружений, подготовка систем оповещения и т.п.). Тем не менее, научные исследования в области предвестников землетрясений и прогнозных моделей активно продолжаются ввиду их высокой социальной значимости и потенциальной пользы [3]. Развитие информационных технологий и появление новых данных мониторинга дают шанс на прогресс в этой сложной области.

Одним из перспективных направлений современных исследований является применение методов искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения для анализа предвестников и статистических закономерностей сейсмического процесса. Нейронные сети способны выявлять скрытые нелинейные зависимости в больших массивах данных, что делает их привлекательными для задачи прогнозирования землетрясений. В последние годы появились обнадеживающие результаты: например, нейросетевые модели, анализирующие эволюцию напряжений в литосфере, демонстрируют более высокую точность долгосрочных оценок по сравнению с классическими эмпирическими критериями [4]. Кроме того, сочетание данных различных типов (сейсмологических, геодезических, геофизических) и их обработка методами ИИ позволяют формировать комплексные прогнозные решения. Таким образом, актуальность применения искусственного интеллекта в задачах сейсмического прогнозирования обусловлена потребностью преодолеть ограничения традиционных моделей и использовать весь объем доступной информации.

Для эффективного использования результатов прогнозных моделей необходимо интегрировать их в систему поддержки принятия решений (СППР). СППР предназначены для помощи экспертам и ответственным органам в выработке оптимальной стратегии действий на основе совокупности разнородных данных и прогнозов. В контексте сейсмической опасности СППР может предоставить инструментарий для оценки рисков, сценариев

последствий и рекомендаций по своевременному оповещению и эвакуации населения. Применение СППР обеспечивает системный и прозрачный подход к анализу ситуации, позволяя визуализировать данные мониторинга, сравнивать различные прогнозные модели и ранжировать альтернативные решения по степени эффективности [5]. Таким образом, сочетание методов искусственного интеллекта с возможностями СППР представляется особенно актуальным для задач прогнозирования землетрясений и снижения рисков чрезвычайных ситуаций.

Данная практика посвящена изучению и разработке модуля СППР для платформы RECASP, предназначенного для прогнозирования землетрясений и поддержки принятия решений при сейсмических угрозах. Основная цель практики заключалась в проектировании и реализации программного модуля, способного интегрироваться в существующую систему RECASP для улучшения ее возможностей в области анализа сейсмических данных и формирования прогнозов.

В ходе практики были поставлены следующие задачи:

1. Изучение теоретических основ и существующих решений в области систем поддержки принятия решений при природных катастрофах.
2. Анализ современных подходов к прогнозированию землетрясений, включая статистические методы и технологии искусственного интеллекта.
3. Разработка методологии исследования для создания модуля СППР, интегрируемого в платформу RECASP.
4. Проектирование архитектуры модуля и выбор инструментальных средств реализации.
5. Создание алгоритмов прогнозирования сейсмической активности и построения карт риска.
6. Разработка методов валидации и тестирования созданных моделей.

Актуальность темы определяется необходимостью совершенствования методов прогнозирования землетрясений и систем оперативного реагирования для снижения ущерба от сейсмических событий. Традиционные методы управления рисками при стихийных бедствиях нередко оказываются недостаточно оперативными и прозрачными. СППР заполняют этот пробел, предоставляя интегрированную среду, где данные, модели и экспертные правила превращаются в чёткие рекомендации для различных уровней принятия решений.

Структура отчета отражает последовательность выполненных работ. В теоретической части представлен анализ архитектуры СППР, типология систем, рассмотрены существующие решения и кейсы внедрения. Также проанализированы современные методы прогнозирования землетрясений, их ограничения и перспективы применения нейросетевых технологий. Методологическая часть описывает принципы и подходы сейсмического прогнозирования, структуру используемого каталога землетрясений, методы предварительной обработки данных и статистического анализа. Особое внимание уделено алгоритмам прогнозирования, построению карт сейсмического риска и методам валидации моделей. Завершается отчет

описанием инструментальных средств реализации модуля СППР и перспектив его интеграции в платформу RECASP.

1. Теоретическая часть

1.1 Системы поддержки принятия решений (СППР) при природных катастрофах

Стихийные бедствия характеризуются высокой степенью неопределённости, быстрым развитием событий и серьёзными социально-экономическими последствиями. В таких условиях традиционные, исключительно экспертные методы управления рисками нередко оказываются недостаточно оперативными и прозрачными. СППР заполняют этот пробел, предоставляя интегрированную среду, где данные, модели и экспертные правила превращаются в чёткие рекомендации по действиям для различных уровней принятия решений — от диспетчеров оперативных служб до региональных органов власти [7].

1.1.1 Архитектурная модель СППР

Классическая архитектура СППР включает четыре взаимосвязанных подсистемы [6].

1. Подсистема управления данными. Она обеспечивает многоуровневое хранилище, в котором совмещаются потоковые данные реального времени (телеметрия сейсмостанций, GNSS-измерения деформаций, сигналы от датчиков электромагнитного поля) и исторические архивы. На этапе ETL-процедур данные проходят автоматическое исправление выбросов, временную синхронизацию и географическую привязку. Благодаря этому аналитические модули получают «чистый» и согласованный набор сведений, что особенно важно при агрегации разнородных источников.

2. Модельная подсистема. Здесь развёрнуты алгоритмы разной природы — от эмпирических статистических критериев (например, индекс сейсмичности b -value) до физико-математических симуляторов распространения волн и гибридных нейросетевых моделей. Пользователь может запускать параллельные сценарии, сравнивая, например, классический расчёт ожидаемого интенсивитета с прогнозами, основанными на глубинных сетях. Важная особенность — модуль калибровки, позволяющий адаптировать параметры модели к локальным геологическим условиям региона.

3. Подсистема знаний. В отличие от обычных БД, этот компонент хранит формализованные правила реагирования, одобренные органами гражданской защиты, и прецедентные кейсы прошлых катастроф. При наступлении событий, удовлетворяющих определённому правилу (скажем, превышение ускорения грунта $> 0,1 \text{ g}$ в городской черте), система автоматически формирует предписание: «остановить движение скоростного транспорта», «закрыть газораспределительные станции» и т. д. [7].

4. Интерфейс пользователя. Современные СППР предоставляют веб-панели и мобильные приложения с адаптивным дизайном. Карта опасности обновляется в режиме near-real-time: точки сейсмостанций меняют цвет по уровню пикового ускорения, а прогнозное «окно» вероятности афтершоков отображается прозрачным контуром. Интерфейс поддерживает уровни

доступа: исследователь видит сырые данные и графики, оператор — лишь агрегированные индексы и чек-лист действий, что предотвращает перегрузку информацией в стрессовой обстановке.

Пример взаимодействия компонентов. После регистрации толчка ShakeAlert автоматически оценивает источник, передаёт параметры в модельную подсистему, моделирующую интенсивитет на поверхности. Пороговые значения интенсивитета, хранящиеся в подсистеме знаний, активируют готовые сценарии (например, отключение лифтов). Оператор видит на панели таймер обратного отсчёта до прихода S-волн и список предписаний [8].

1.1.2 Типология СППР

Хотя базовая архитектура едина, акценты могут смещаться [6].

1. Коммуникационные СППР ориентированы на совместную работу распределённых команд (напр., диспетчерские оперативного штаба и муниципальные службы).

2. Данные-ориентированные СППР применяются в регионах с богатой исторической статистикой: крупные каталоги позволяют строить надежные вероятностные модели афтершоков.

3. Модели-ориентированные СППР востребованы в сейсмоактивных зонах со сложной геологией, где для расчёта интенсивитета требуется численное моделирование трёхмерной структуры коры.

4. Знания-ориентированные СППР незаменимы там, где важны нормативные ограничения: например, автоматическая проверка, что сценарий эвакуации соблюдает пропускную способность дорог.

В реальных системах, таких как ARISTOTLE-ENHSP, перечисленные типы комбинируются: коммуникационный портал для обмена оценками, массив исторических данных EMSC, физические модели распространения цунами и банк нормативных алгоритмов расчёта ущерба [10].

1.1.3 Детальный жизненный цикл

Практика показывает, что эффективность СППР определяется не только точностью отдельных моделей, но и тем, насколько устойчиво система «проходит» полный цикл управления катастрофой — от подготовки до постанализа [7]. Описание жизненного цикла представлено в таблице .1.1.

Таблица 1.1 – Жизненный цикл СППР

Фаза	Цели и ключевые действия СППР	Пример функциональности
1	2	3
Подготовка (Preparedness)	1) формирование и валидация базы знаний; 2) калибровка моделей на исторических данных; 3) тренировочные сценарии для операторов	«Песочница» RECASP загружает каталоги прошлых землетрясений и позволяет обрабатывать виртуальные учения: система показывает, как изменятся индексы риска при условном событии Mw 7.0 в соседнем разломе [6].
Мониторинг (Detection)	1) непрерывный приём потоковых данных; 2) автоматический детект аномальных параметров (ML-детекторы); 3) визуальный дашборд текущей сейсмичности	Алгоритм STA/LTA в реальном времени подкрашивает станции на карте, когда отношение превышает порог, а RNN-модуль оценивает, к какому типу события относится сигнал [7].
Прогноз (Assessment & Forecast)	1) запуск ансамбля моделей (статистической, физической, нейросетевой); 2) построение сценариев вероятности события и карты ожидаемых интенсивитетов; 3) ранжирование сценариев по тяжести последствий	После выявления кластера форшоков система автоматически считает вероятность основного толчка в окне 72 ч и накладывает зоны PGA 0,1 g, 0,2 g, 0,3 g, чтобы оценить потенциальный ущерб [8].
Предупреждение (Early Warning)	1) интеграция с алгоритмами EEW; 2) оценка времени прихода S-волн и пикового ускорения; 3) рассылка CAP-совместимых оповещений	ShakeAlert передаёт в СППР параметры источника; RECASP отображает таймер «S-волны через 24 с» и триггерит push-сообщения объектам критической инфраструктуры [8].

Продолжение таблицы 1.1

1	2	3
Реагирование (Response)	1) генерация перечня предписаний на основе пороговых значений; 2) подсказки по распределению ресурсов; 3) отслеживание выполнения мер	При $PGA \geq 0,2$ g подсистема знаний мгновенно формирует задачи: «остановить лифты», «закрыть газовые клапаны», «проверить мосты категорий А–В». Оператор отмечает завершение задач; информация фиксируется в журнале [9].
Восстановление (Recovery)	1) динамическая оценка ущерба и потребностей; 2) план-график восстановления сетей; 3) поддержка принятия решений о приоритетах ремонта	Система моделирует доступность дорог после сходов оползней и предлагает маршруты для доставки оборудования в больницы с учётом объёма грузов и пропускной способности дорог [10].

Дополнительным горизонтальным процессом является аудит кибербезопасности: все фазы должны сопровождаться контролем целостности данных и резервированием каналов связи, особенно на этапах раннего предупреждения и реагирования, когда задержка или нарушение доставки сообщений приводит к значительному росту ущерба [7].

Таким образом, расширенное рассмотрение жизненного цикла подчёркивает: СППР эффективна лишь при сквозной интеграции всех этапов — от подготовки до непрерывного самообучения системы. Для RECASP это означает необходимость обеспечить не только точные модели прогнозирования, но и механизмы «замыкания цикла» через хранение журналов решений, автоматический пересчёт показателей достоверности и регулярное обновление базы знаний.

1.1.4 Кейс-стади внедрённых СППР

Опыт действующих систем показывает, что архитектурные решения и организационные регламенты варьируются в зависимости от географических, техногенных и социальных условий, но все успешные проекты демонстрируют сходные ключевые метрики: минимальное время оповещения, прогнозная точность интенсивитета, устойчивость каналов связи и формализованный протокол взаимодействия с пользователями [8][9][10][11]. В таблице сопоставлены основные показатели четырёх референсных СППР.

Таблица 1.2 – Сравнение существующих ССПР

Система	Покрывае мая территори я	Средняя задержка оповеще ния	Погрешнос ть расчёта интенсиви тета (MMI)	Каналы доставки	Норматив ный протокол
ShakeAlert (США)	3 штата западного побережья	3–5 с	$\pm 0,3$ балла	Push- уведомлен ия, EAS- радио, siren	CAP 1.2 [8]
UrEDAS (Япония)	2 000 км ж/д полотна	≤ 2 с	не используетс я (порог 40 gal)	Локальная шина CAN-rail	JR East EEW-Spec [9]
ARISTOT LE- ENHSP (EC)	27 гос-в ЕС	≤ 30 мин отчёт	$\pm 0,5$ балла	ERCC портал, e- mail	INSPIRE, CAP [10]
R-ISEE (Камчатка)	$\sim 400\,000$ км ²	240 ч (прогноз)	Индекс консолидац ии P-code 0,7	Web- панель, SMS	ГО и ЧС РФ [11]

На основе таблицы 1.2 можно сделать следующие выводы:

1. Разноуровневые горизонты оповещения. ShakeAlert и UrEDAS решают задачу секундного раннего предупреждения (EEW), где критичен каждый дополнительный фрейм задержки. ARISTOTLE-ENHSP специализируется на сценариях чрезвычайных гуманитарных операций (десятки минут), а R-ISEE — на среднесрочном прогнозе (сутки–неделя). Такой спектр горизонтов подчёркивает необходимость модульного подхода: разные классы решений могут быть интегрированы в единую ССПР, обслуживая разные фазы жизненного цикла [8][9][10][11].

2. Инфраструктурная избыточность. Успешные системы используют принцип N+1: дублирование центров обработки (ShakeAlert — Денвер/Менло-Парк), резервные спутниковые каналы UrEDAS, распределённые экспертные хабы ARISTOTLE-ENHSP. Для RECASP это означает необходимость как минимум двух гео-резервных узлов с автоматическим fail-over-переключением [8][9][10].

3. Стандартизованный формат оповещений. Все проекты переходят на CAP 1.2 или совместимые JSON-схемы, что обеспечивает интероперабельность с мобильными приложениями, радио-вещателями и системами «умного» города. При разработке модуля RECASP логично сразу заложить генератор CAP-сообщений с цифровой подписью ГОСТ/PKI [12].

4. Метрики самоконтроля. Каждая система ведёт непрерывный аудит: ShakeAlert — ежедневный self-test всех станций; UrEDAS — ежеквартальные

натурные испытания тормозных цепей; ARISTOTLE-ENHSP — пост-фактум отчёт о точности сценария; R-ISEE — пересчёт индекса P-code после каждого события $M_w \geq 4,5$. В RECASP следует реализовать автоматическую выгрузку журнала «Forecast vs Observed» и скрипты пересчёта Precision/Recall для ансамбля моделей [13].

1.1.5 Расширенные требования к СППР при сейсмической угрозе

Опыт перечисленных систем показывает, что высокая точность моделей должна сочетаться с жёсткими требованиями к инфраструктуре и организации данных [13][14].

1. Отказо- и киберустойчивость. ShakeAlert® поддерживает «горячий» резерв в другом штате, а телеметрия подписывается цифровым сертификатом; при обрыве одного канала данные поступают через спутниковый VPN [12].

2. Низкая задержка. UrEDAS ставит предел 2 с от регистрации ускорения до торможения поезда; задержка тестируется ежеквартально в ходе регламентных испытаний [9][13].

3. Геопривязка с оценкой риска. ARISTOTLE-ENHSP автоматически конвертирует расчёт PGA в прогноз потерь, используя функции хрупкости для типовой застройки государств ЕС [10][13].

4. Регламентированная визуализация. Интерфейс ShakeAlert® показывает только таймер прихода S-волн, расчётный MMI и список действий, снижая когнитивную нагрузку [12].

5. Замкнутый цикл обучения. СППР должна автоматически сверять прогноз и факт, обновляя веса моделей; для этого в RECASP следует реализовать версионное хранилище журналов и периодический пересчёт метрик точности [13].

1.1.6 Значение интеграции СППР в RECASP

Модульная архитектура RECASP (PostgreSQL + PostGIS, REST-API-слой, ГИС-интерфейс) уже удовлетворяет большинству инфраструктурных требований. Для превращения её в полноценную СППР необходимо:

1. Поточковый коннектор к региональной сети сейсмостанций (miniSEED, 1 с).

2. Микросервис раннего предупреждения, выполняющий P-волновую инверсию и передающий параметры очага.

3. Ансамблевый движок прогнозов (статистика Gutenberg–Richter + RNN + квазидинамическая модель разлома).

4. Слой бизнес-правил, трансформирующий PGA/MMI в предписания для транспорта, энергетики и ЖКХ.

5. Компонент пост-анализа, автоматически пересчитывающий Precision / Recall и обновляющий базу знаний.

Тем самым RECASP перейдёт от пост-фактум аналитики к проактивному управлению сейсмическими рисками и замкнутому циклу «данные → прогноз → действие → обучение».

1.2 Современные подходы к прогнозированию землетрясений

Современные методы прогнозирования землетрясений условно делят на долгосрочные, среднесрочные и краткосрочные, — каждый класс решает собственную прикладную задачу и опирается на разные данные и модели [1] [14].

Долгосрочный прогноз (горизонт 10–50 лет) базируется на статистическом анализе исторических каталогов и представляется через карты сейсмической опасности, используемые при строительном нормировании. Ключевые инструменты — закономерность Гутенберга–Рихтера и регионо-специфичные модели повторяемости событий [1].

Среднесрочный прогноз (месяцы–годы) пытается выделять «окна повышенного риска» в конкретных зонах. Наиболее известный инструмент — алгоритм M8 и его модификации, разработанные группой Гельфанда – Кейлиса-Борока. Алгоритм обрабатывает временные ряды каталога, вычисляет комплекс индексов сейсмичности и формирует предупреждение, если совокупный показатель превышает порог [5] [15]. Валидационные кампании (Калифорния, Камчатка, Средиземноморье) показали статистически значимое превышение точности над случайной выборкой, хотя доля ложных тревог остаётся высокой [15].

Краткосрочный прогноз (дни–часы) — самый востребованный и наиболее спорный. Международные экспертизы ICFE и USGS сходятся во мнении, что пока не существует общепризнанного метода, позволяющего с приемлемой точностью предсказать время, место и магнитуду будущего события [14] [16]. Тем не менее, ведутся активные исследования предвестников:

1. геохимические аномалии (радон в грунтовых водах, гелий);
2. электромагнитные всплески в VLF/LF диапазоне;
3. деформационные сигналы GNSS и InSAR;
4. изменения ионосферных TEC-карт;
5. «финансовая» статистика форшоковой активности.

Ретроспективные исследования фиксируют совпадения отдельных феноменов с крупными землетрясениями (классический пример — успешная эвакуация Хайчэн, 1975 г.), но воспроизводимость остаётся проблемой [2] [14].

Искусственный интеллект и гибридные модели. Появление больших массивов высокочастотной телеметрии стимулировало использование нейросетей. Глубокая модель PEGSNet анализирует гравитационные «тени» (Prompt Elasto-Gravity Signals) и определяет параметры землетрясения раньше, чем регистрируются Р-волны, что открывает перспективу сверхраннего предупреждения [17]. Другой пример — глубокие сверточные сети, обученные на распределениях статического напряжения: они дают более точные карты афтершоков, чем критерий Кулона [4]. Широко распространяется концепция операционного прогнозирования афтершоков (OAF): USGS публикует вероятностные сценарии спада активности в первые недели после сильного

толчка, комбинируя статистические этапные модели и байесовский апостериорный пересчёт по мерам поступления данных [13].

Ограничения современных подходов.

1. Нелинейность и многомасштабность процессов: ни одна физическая модель пока не охватывает весь спектр пространственных и временных масштабов подготовки разрыва [3].

2. Дефицит достоверных данных: сильные события редки, инструментальные записи короче характерного цикла повторяемости, что осложняет статистическую проверку гипотез [3].

3. Верификация прогноза: для оценки качества нужны десятки «сбывшихся/несбывшихся» предсказаний, что требует десятилетий наблюдений [16].

4. Переобучение ИИ-моделей: нейросети могут «запомнить» шум вместо физически осмысленных закономерностей, поэтому внедряются гибридные архитектуры с вшитыми физическими ограничениями [4].

Таким образом, текущий консенсус звучит парадоксально: «точного» краткосрочного прогноза нет, но вероятностный прогноз и оперативная оценка афтершоковых рисков — уже полезный инструмент управления». Именно на вероятностные методы (OAF, M8-подобные индексы, гибридные ИИ-модели) и ориентируется проектирование модуля СППР для RECASP.

1.3 Ограничения существующих моделей прогнозирования

Несмотря на очевидный прогресс, ни одна из существующих концепций — статистическая, физико-математическая или нейросетевая — ещё не позволяет сформировать универсальный надёжный прогноз сильного землетрясения «время-место-магнитуда». Ключевые барьеры можно сгруппировать в четыре блока.

1.3.1 Физико-геологическая сложность процесса

Разломы представляют собой разветвлённые зоны с многомасштабной фрактурной сетью; накопление и высвобождение напряжений носит нелинейный хаотический характер. Даже продвинутое квазидинамические численные модели упрощают реальную структуру коры, не учитывая микротрещины, флюидизацию и фазовые переходы [18]. В результате детерминистические расчёты часто расходятся с наблюдаемой механикой очага.

1.3.2 Дефицит высококачественных данных

Инструментальные каталоги охватывают ~120 лет, тогда как характерный цикл повторяемости крупнейших событий ($M_w \geq 8,5$) может превышать 300–500 лет [3]. Каталоги до XX века основаны на макросейсмических оценках с большой погрешностью, а современные сети неравномерно покрывают сейсмоактивные регионы (океанические зоны,

горные пояса). Эта «редкость выборки» делает статистическую валидацию моделей крайне медленной [14].

1.3.3 Ограниченность верификационных критериев

Для строгой оценки качества прогноза требуется накопить десятки «сбывшихся/несбывшихся» предупреждений, что занимает десятилетия [16]. В практике нередко используется ретроспективное тестирование («back testing»), однако эффект подгонки к прошлым данным часто завышает реальную точность. USGS OAF указывает, что любая оперативная система должна публиковать вероятности событий с указанием апостериорной ошибки, а затем архивировать фактический исход для последующего аудита [13].

1.3.4 Специфические ограничения ИИ-подходов

Нейросетевые модели склонны переобучаться на шум, если обучающая выборка невелика или несбалансирована. В работе Mousavi и др. отмечается, что без встраивания физических ограничений (например, энергии сейсмических волн или максимального допустимого градиента напряжений) глубокие сети воспроизводят локальные корреляции, не обладающие прогностической силой на других регионах [19]. Поэтому развивается направление physics-informed neural networks, где ключевые физические уравнения включаются в функцию потерь, уменьшая риск переобучения.

Обобщение. Описанные ограничения объясняют, почему международные комиссии (ICEF, USGS) рекомендуют переходить от детерминистских к вероятностным и сценарным прогнозам: даже если точное «если-то» событие недостижимо, оценки «вероятность $M_w \geq 7,5$ в следующие 72 ч — 5 %» уже полезны для принятия решений о повышении готовности систем гражданской защиты.

1.4 Применение нейросетей и методов машинного обучения в геофизике

Цифровая революция в сейсмологии началась с перехода от аналоговых к высокочастотным цифровым станциям и привела к взрывному росту объема данных. Накопленные петабайты сейсмограмм, GPS-деформаций и спутниковых изображений создают естественную среду для методов искусственного интеллекта (ИИ). Современные приложения можно условно разделить на три класса [19]:

1. Автоматическая обработка сигналов. Глубокие сверточные сети PhaseNet научились определять приходы Р- и S-волн на шумных сейсмограммах с точностью, сопоставимой с экспертной разметкой, и обрабатывают годовой архив сети Южной Калифорнии за часы вместо недель [20]. Подобные детекторы формируют «тонкий» каталог малых событий, необходимый для анализа форшоковой активности.

2. Экспресс-характеристика источника. Модели PEGSNet анализируют мгновенные гравитационные «тени» (Prompt Elasto-Gravity Signals) и восстанавливают моментное тензорное решение быстрее прихода Р-волн, выигрывая драгоценные секунды для раннего предупреждения [17]. Глубокая сеть DeepShake, обученная на миллиардах синтетических комбо-трасс, в среднем на 30 % точнее классических скелетных алгоритмов в оценке магнитуды в первые 3 с после регистрации события [21].

3. Вероятностное прогнозирование. Сверточная сеть, обученная на распределении статических напряжений, предсказывает афтершоковые зоны с AUC-ROC $\approx 0,86$ и превосходит критерий Кулона на 14 % по точности локализации [4]. В оперативной среде USGS Operational Aftershock Forecast (OAF) комбинирует такие ИИ-оценки с байесовским апостериорным пересчётом, публикуя карты вероятности афтершоков в первые часы после главного толчка [13].

4.

1.4.1 Гибридные и physics-informed сети

Ключевой вызов нейросетевых подходов — переобучение на ограниченной выборке редких крупных событий. Решение видят в physics-informed neural networks (PINN): физические законы (закон сохранения энергии, уравнения упругости) встраиваются в функцию потерь, заставляя сеть уважать реалистичные диапазоны параметров [19]. Такой подход снижает потребность в колоссальном наборе размеченных примеров и повышает интерпретируемость результатов.

1.4.2 Трансферное и федеративное обучение

Геологические условия регионов различаются, поэтому модели, натренированные на Калифорнии, не всегда корректно работают, например, на Камчатке. Трансферное обучение (fine-tuning) позволяет адаптировать веса сети к новому региону, используя небольшую локальную выборку. В эксперименте с российской сетью «ФЭДОС» перенос PhaseNet уменьшил среднеквадратичную ошибку пиковых ускорений на 35 % по сравнению с обучением «с нуля» [22]. Федеративное обучение, где станции обучают локальные модели и обмениваются лишь градиентами, решает задачу приватности и снижает трафик.

1.4.3 Ограничения и перспективы

1. Данные. Сильные события редки, а «ноль» (отсутствие землетрясения) статистически преобладает; классовый дисбаланс требует специальных техник (focal loss, oversampling).

2. Интерпретируемость. Для использования в СППР регуляторы требуют мотивации: почему сеть выдала именно такой прогноз. PINN-архитектуры и карты активаций частично решают проблему.

3. Обобщаемость. Полевые тесты DeepShake в Мексике показали, что без дообучения точность падает почти вдвое; трансферное обучение должно стать стандартной практикой для глобальных моделей.

Пока ИИ-алгоритмы не заменяют классические модели, но существенно расширяют инструментарий оперативного анализа и вероятностного прогнозирования, что делает их приоритетным компонентом нового модуля СППР RECASP.

1.5 Архитектура и назначение системы RECASP

Система RECASP позиционируется как «цифровая лаборатория» для экспериментальной и прикладной сейсмологии. Её проектировали так, чтобы она одинаково хорошо поддерживала off-line исследования (построение карт параметров, анализ каталога за столетие) и on-line-сервис (мгновенная визуализация текущей активности). Ниже детализированы основные подсистемы и описаны сценарии, демонстрирующие преимущества модульного дизайна.

1.5.1 Концептуальная трёхуровневая архитектура

Система RECASP реализует классическую **трёхуровневую схему** — представление / логика / данные.

1. Уровень данных. Хранилище построено на PostgreSQL 15 с расширением PostGIS 3, что обеспечивает:

1.1. Хранение эпицентров и разломов в виде геопространственных объектов *geography*;

1.2. Индексирование по GIST и быструю выборку пространственных подмножеств;

1.3. Поддержку транзакций и репликации для отказоустойчивости [24][25].

2. Уровень бизнес-логики. Выполнен в виде набора функций на ASP.NET 8:

2.1. Сервис каталогов (CRUD-операции с эпицентрами);

2.2. Сервис расчёта статистики (*b-value*, кумулятивная энергия);

2.3. Сервис отчётов (GeoJSON, PNG, CSV).

2.4. Общение между микросервисами организовано через лёгкую шину событий (*event bus*), что упрощает добавление прогнозного модуля СППР [23].

3. Уровень представления. Десктоп-клиент WinForms использует:

3.1. Компонент GMap.NET для отображения карт и тайлов OSM/ESRI [26];

3.2. Библиотеку ScottPlot 5 для интерактивных графиков (масштабирование, курсоры, экспорт SVG) [27].

1.5.2 Ключевые функциональные модули

Описание функциональных модулей представлено в таблице 1.3.

Таблица 1.3 – Описание функциональных модулей

Модуль	Назначение	Краткое описание реализации
Импорт данных	Загрузка EQC, TOP, miniSEED	Асинхронный парсер, проверка формата, пакетная вставка через Npgsql Copy [28]
Геоаналитика	Пространственные фильтры и расчёты	SQL + PostGIS-функции (ST_DWithin, ST_Area), расчёт плотности эпицентров «на лету»
Визуализация	Карта и графики	Кластеризация маркеров на карте, динамическое перестроение легенды графиков
Расширения (Plug-in API)	Подключение внешних алгоритмов	REST-эндпойнты api/ext, генерация OpenAPI-спецификации для быстрой интеграции

Такая структура позволяет бесшовно встроить модуль СППР: достаточно подписаться на шину событий и реализовать plug-in с прогнозным алгоритмом. Все визуальные представления (карта, графики, отчёты) используют общие компоненты, что обеспечит единообразный пользовательский опыт.

1.6 Примеры существующих решений и моделей для прогнозирования

Построение модуля СППР в RECASP не начинается «с нуля» — в мире уже функционирует ряд открытых и ведомственных платформ, накапливающих данные и выполняющих базовую аналитику. Ниже приведён обзор наиболее значимых систем, чья методологическая и техническая база может быть использована при проектировании прогнозного модуля.

1.6.1 Глобальные каталоги и веб-порталы

1. USGS Earthquake Hazards Program (EHP). Публикует глобальный каталог событий с 1900 г. в формате API+CSV, предоставляет оперативные моменты тензора, ShakeMap-карты и вероятностные афтершоковые прогнозы (OAF) [29].

2. EMSC–CSEM (Европейско-средиземноморский центр). Содержит телеметрию ~2 000 станций, формирует «Rapid Raw Determination» (< 5 мин) и карты интенсивитета DYFI на основе краудсорс-данных [30].

3. GFZ GEOFON. Поддерживает глобальный поток miniSEED, сервис Oracle-каталога и распределённую сеть вторичных дата-центров; данные доступны через FDSN-web-services, что упрощает прямую интеграцию в RECASP [32].

1.6.2 Национальные и региональные базы

1. База «Землетрясения России» (ЕГС РАН). Содержит более 900 000 записей с 1962 г., включая сибирские и дальневосточные подкаталоги; предоставляет экспорт CSV, KML и сервис подпрограммных запросов [31].

2. JMA EEW (Япония). Система раннего предупреждения Агентства метеорологии вырабатывает параметры очага за 1–2 с и транслирует сообщение в CAP-формате организационным пользователям; публичного API нет, но описание протокола открыто и может быть эмулировано [34].

1.6.3 Научно-прикладные программные пакеты

1. OpenQuake Engine (GEM Foundation). Фреймворк на Python для расчёта сейсмической опасности и риска; поддерживает индивидуальные GMPE, сценарные землетрясения, кривые потерь [33].

2. Алгоритм M8/M8S. Свободно распространяемый код (Fortran/C) для распознавания сейсмоопасных зон; требуется только каталог и границы региона. Протестирован на Калифорнии, Камчатке, Средиземноморье, показал успешный прогноз 20 из 30 сильных событий при интервале предупредительного времени 1–5 лет [15].

1.6.4 Выводы для RECASP

1. Доступность API. ЕНР и GEOFON предоставляют REST/FDSN-интерфейсы → модуль импорта RECASP может подключаться без конвертеров.

2. Формат CAP. JMA EEW и USGS ShakeAlert используют CAP 1.2 → логично выбирать тот же стандарт для исходящих оповещений СППР.

3. Алгоритмическая преемственность. M8/M8S и OpenQuake распространяются под открытой лицензией → ядро «risk-engine» может инкапсулировать эти расчёты как plug-ins.

4. Обогащение данных. Российский каталог ЕГС РАН перекрывает основной массив исторических событий для Восточной Сибири → интеграция улучшит статистическую базу прогнозов.

Таким образом, существующие решения предоставляют как данные (каталоги, телеметрия), так и готовые алгоритмы (M8, OpenQuake), что позволит ускорить разработку прогнозного компонента и обеспечить его валидацию на общепринятых тестовых выборках.

1.7 Выводы по главе

Проведённый анализ подтвердил высокую социальную и научную значимость проблемы сейсмического прогнозирования и показал следующее.

1. Задача остаётся открытой. Надёжный краткосрочный прогноз «время – место – магнитуда» пока не достигнут из-за нелинейности геодинамических процессов, дефицита репрезентативных данных и ограничений существующих верификационных процедур. При этом долгосрочное районирование и среднесрочные индексы (алгоритм *M8/M8S*, оперативные афтершоковые прогнозы USGS OAF) уже приносят практическую пользу.

2. СППР—необходимое звено управления риском. Системы поддержки принятия решений позволяют объединить потоковые наблюдения, прогнозные модели и нормативные правила реагирования в единой платформе. Опыт ShakeAlert, UrEDAS и ARISTOTLE-ENHSP доказывает, что эффективность таких систем определяется не только точностью расчётов, но и устойчивостью инфраструктуры, стандартизованным форматом оповещений (CAP 1.2) и регламентами пост-анализа.

3. Методы ИИ дополняют классические подходы. Нейросетевые детекторы (PhaseNet, DeepShake) улучшают качество сигналов, модели PEGSNet расширяют горизонты раннего предупреждения, а гибридные PINN-архитектуры повышают интерпретируемость. Вместе с тем риск переобучения и классовый дисбаланс требуют физически информированных ограничений и постоянного самообучения систем.

4. RECASP готова к интеграции модуля СППР. Платформа уже включает:

- 4.1. Надёжное геопространственное хранилище (PostgreSQL + PostGIS);
- 4.2. REST-шину событий для подключения внешних сервисов;
- 4.3. Гибкий ГИС-интерфейс и средства статистики;
- 4.4. Поддержку пакетного импорта исторических и потоковых данных.

Таким образом, синтез возможностей RECASP с проверенными алгоритмическими решениями и методами искусственного интеллекта создаёт прочную основу для разработки модуля СППР, способного повысить оперативность и обоснованность управленческих действий при сейсмической угрозе.

2. Методология исследования

2.1. Принципы и подходы сейсмического прогнозирования.

Современная практика делит прогнозы землетрясений на долгосрочные (десятки лет), среднесрочные (месяцы – годы) и краткосрочные (часы – дни). Каждый горизонт опирается на специфические данные, модели и преследует собственные цели – от норм строительного проектирования до оперативной готовности служб гражданской защиты.

Долгосрочный горизонт. Основу составляют статистические методы, применяемые к историческим каталогам. Классический инструмент – закон Гутенберга – Рихтера, описывающий экспоненциальную зависимость частоты событий от их магнитуды $b \approx 1,0$ в активных регионах. Это позволяет, основываясь на многочисленных слабых толчках, оценивать вероятность редких сильных землетрясений и строить карты сейсмической опасности для территорий, что легло в основу нормативов сейсмостойкого строительства [35]. Чем полнее каталоги, тем выше пространственная разрешающая способность таких карт.

Среднесрочный горизонт. Цель – выделить «окна повышенного риска» в конкретных зонах. Наиболее известен алгоритм М8, разработанный школой Гельфанда – Кейлиса-Борока. Алгоритм рассчитывает комплекс индексов (активность, энергетическая мощность, пространственная концентрация) и выдаёт предупреждение, когда совокупный показатель превышает порог. Ретроспективные и перспективные испытания (Калифорния, Камчатка, Средиземноморье и др.) демонстрируют статистически значимый выигрыш по сравнению со случайной моделью: вероятность обнаружения крупных событий повышена, хотя доля ложных тревог остаётся высокой [15].

Краткосрочный горизонт. По-прежнему является наиболее дискуссионным. Международные комиссии ICEF и USGS констатируют отсутствие общепринятого метода, позволяющего надёжно предсказать время, место и магнитуду сильного толчка «за часы» [14][

16]. Исследуются различные предвестники – аномалии в радоне, электромагнитном поле, деформациях GNSS, ионосферном содержании TEC и т. д. Отдельные успехи (эвакуация Хайчэн, 1975 г.) носят единичный характер; большинство наблюдаемых аномалий не приводит к сильному событию [36]. Поэтому современная концепция Operational Earthquake Forecasting (OEF) смещает акцент к вероятностным сценариям: прогноз публикуется в виде интервала вероятностей (на пример – « $\approx 5\%$ вероятности события $M_w \geq 7.5$ за 72 ч»), регулярно уточняется по мере поступления новых данных, а результаты проверяются пост-фактум [13].

В итоге эволюция идёт от поиска жёстких «детерминированных» предвестников к интеграции статистических закономерностей, вероятностных моделей и физического понимания подготовки разрывов, что и определяет методологическую основу дальнейших разделов работы.

2.2. Ретроспективный анализ как метод проверки моделей.

Для первичной оценки работоспособности и точности алгоритмов прогнозирования в данной работе принят ретроспективный (post-factum) анализ. Его суть заключается в том, что исторический каталог разделяется на обучающую («Train») и тестовую («Predict») части; далее модель строит прогноз внутри тестового окна, а полученные результаты сопоставляются с реально произошедшими событиями («Compare»).

Применение такого подхода обосновано следующими факторами:

1. Редкость разрушительных землетрясений. Для статистически значимой перспективной (prospective) проверки пришлось бы ожидать десятилетия, пока накопится достаточное количество сильных толчков; ретроспективный же анализ сразу использует многолетний архив наблюдений [37].

2. Контроль переобучения. Подразделение данных на «прошлое / будущее» позволяет выявить ситуации, когда модель хорошо описывает обучающий отрезок, но теряет эффективность при переносе на незнакомый интервал [38].

3. Международная практика. Проекты Collaboratory for the Study of Earthquake Predictability (CSEP) декларируют ретроспективное тестирование как обязательный предварительный этап перед оперативным развёртыванием прогноза [39].

4. Скользящее окно. Следуя рекомендациям Werner и соавт. (2010), в работе реализован многократный цикл «Train → Predict → Compare» с перемещением пары интервалов по каталогу; это повышает надёжность статистических выводов [40].

В рамках выбранной схемы:

1. Train-интервал. Каталог 1970 – 1994 гг. служит для калибровки параметров алгоритмов (M8-S, OEF-ансамбль, PINN-модель).

2. Predict-интервал. На отрезке 1995 – 2019 гг. формируются «прогноз-карты» вероятности событий $M_{w} \geq 6.0$ с шагом 0.1 и оконным горизонтом 1 год.

3. Compare. Итоговые карты сопоставляются с фактическими землетрясениями по метрикам POD, FAR, S-score; оценка значимости выполняется с помощью эталонной случайной модели (Poissonian spatial shuffle), как принято в CSEP.

Ретроспективное тестирование, таким образом, позволяет:

1. быстро получить первые численные характеристики точности;
2. объективно сравнить несколько конкурирующих алгоритмов на идентичном наборе данных;
3. отобрать оптимальные конфигурации для последующей перспективной (реальной) проверки.

2.3. Структура и формат каталога землетрясений.

Исходным эмпирическим фундаментом исследования служит каталог землетрясений — реляционная база, аккумулирующая сведения обо всех зарегистрированных сейсмических событиях. В работе используется объединённый каталог, сформированный на данных Единой геофизической службы РАН (ЕГС РАН) и дополненный оперативными сводками EMSC и GFZ GEOFON, что обеспечивает как историческую глубину, так и текущую полноту покрытия сейсмичности Евразии [31][30][32].

2.3.1 Базовая схема записи

Каждая запись каталога содержит четыре ключевых поля.

1. id — уникальный идентификатор события (целое число).
2. date — дата и время (UTC) с точностью до секунд.
3. coordinate — гео-координаты эпицентра типа Geography расширения PostGIS, хранящиеся как WKB-объект в системе WGS-84; такой формат обеспечивает быстрое индексирование и пространственные запросы [25].
4. class — энергетический класс K , Класс коррелирует с моментной магнитудой: для регионов Сибири значения $K \approx 13 - 14$ соответствуют $M \approx 6.0$ [35].

Дополнительные атрибуты (глубина очага, тип события, код станции и др.) сохраняются, но в контексте прогнозной задачи решающее значение имеют именно вышеуказанные четыре параметра, поскольку на их основе вычисляются статистические закономерности и составляются прогнозы.

2.3.2 Контроль качества и оценка полноты

Для надёжности аналитики реализованы:

1. Автоматический скрипт проверки outlier-координат (точки с широтой > 90 , долготой > 180 отбрасываются) и некорректных классов $K < 3$ либо $K > 22$.
2. Оценка временной полноты каталога по методу максимальной кривизны Gutenberg–Richter; получено $M_c = 3.2$ для Камчатки и $M_c = 2.5$ для Байкальской рифтовой зоны за последние 15 лет [42].
3. Пространственно-временное декластеризование (алгоритм Reasenberг) для отделения афтершоков, применяемое при расчётах b-value и оценке долгосрочной угрозы [43].

2.3.3 Интероперабельность и экспорт

Для визуализации в RECASP графический модуль отрисовывает данные в GeoJSON с пакетной доставкой тайлов (TileJSON v3).

Сильные события ($M_w \geq 5.5$) автоматически сопоставляются с Global CMT и дополняются моментным тензором, что впоследствии позволит использовать физико-информированные модели источника [41].

Таким образом, каталог с централизованным хранением в PostgreSQL/PostGIS и унифицированным набором полей обеспечивает надёжную платформу для ретроспективного тестирования моделей и дальнейшей интеграции в операционную систему поддержки решений RECAP.

2.4. Предварительная обработка данных.

Перед статистическим анализом и обучением моделей каталог прошёл многошаговую очистку и унификацию.

1. Фильтрация записей:

1.1. Дубликаты, появившиеся из-за многократные передачи одних и тех же событий между национальными и международными центрами, устранялись по совпадению времени (± 5 с) и координат (± 10 км). Для оставшейся записи сохранялся первоисточник, а все идентификаторы-дубли заносились в отдельную таблицу ссылок.

1.2. Нетектонические события (карьерные взрывы, ядерные испытания, индустриальные шумы) исключались по меткам поставщика данных либо по диагностическим признакам: очень малая глубина, регулярное расположение вдоль горных выработок, чёткое рабочее расписание [44].

1.3. Была введена нижняя граница полноты каталога — энергетический класс $K \geq 8$ (примерно соответствует $M \approx 2.5$). Её положение подтверждено анализом “излома” на графике Гутенберга–Рихтера и методикой оценки минимальной магнитуды полной регистрации (M_c) [42].

2. Приведение энергетических оценок к единой шкале. Исторические данные из разных сейсмосетей содержали небольшие методические расхождения в расчёте энергетического класса. Для их сглаживания все значения K были пересчитаны в эквивалентную моментную магнитуду M_w по алгоритму, рекомендованному в руководстве NMSOP-2 (GFZ, 2012), и затем возвращены обратно в «откалиброванный» K . Такой «обратный» перевод позволил сохранить привычный для российских каталогов формат без потери сопоставимости с современными событиями [45].

3. Декодирование координат. Поля географии хранились в бинарном формате WKB. Для последующих расчётов и визуализации координаты извлекались функциями ST_X / ST_Y PostGIS, превращались в десятичные градусы и сохранялись как текст WKT-точек, что упростило отслеживание ошибок в геометрии [25].

4. Работа с неполными полями. Для единичных исторических записей, где отсутствовал энергетический класс, выполнялся поиск по глобальным каталогам EMSC и GEOFON; при успешном сопоставлении недостающее значение дополнялось, иначе событие помечалось как «неполное» и исключалось из вычислений, чувствительных к K (например, расчёт распределения b -value) [30][32].

Эти процедуры обеспечили согласованный, лишённый артефактов набор данных. Итоговый каталог насчитывает ~600 000 тектонических событий с 1960 г. по 2024 г. и соответствует требованию полноты для классов $K \geq 8$, что критично для корректных выводов о параметрах сейсмичности [46].

2.5. Статистический анализ сейсмической активности.

На очищенном каталоге выполнен комплекс статистических процедур, которые позволяют количественно описать сейсмический режим исследуемой территории и подготовить входные данные для моделей прогнозирования.

1. Временная активность (суточная и годовая). Для всего периода наблюдений построены кривые числа событий в сутки и суммарных годовых показателей. Суточные диаграммы рассчитаны как скользящее среднее и показывают чередование периодов всплесков и затиший: после каждого крупного землетрясения виден «шлейф» афтершоков, затухающий примерно за полтора месяца, что согласуется с классическим законом убывания активности, описанным ещё Таро Уцу [47]. Годовые графики демонстрируют резкий рост зарегистрированной сейсмичности в 1960-е годы, обусловленный расширением сети станций, и относительную стабилизацию числа событий с 1980-х. Проверка возможной сезонной периодичности (группировка по месяцам) не выявила статистически значимых колебаний — сейсмичность определяется тектоническими, а не климатическими процессами.

2. Параметры закона Гутенберга–Рихтера. Для разных регионов и временных интервалов оценены коэффициенты a и b , определяющие соотношение малых и крупных землетрясений. Расчёт производился стандартной методикой максимального правдоподобия, рекомендованной CSEP [39]. Усреднённое значение b для совокупного каталога близко к единице (около 0.95), что типично для активных областей. Пространственная вариация заметна: на Кавказе коэффициент слегка ниже (≈ 0.8), тогда как на Камчатке превышает единицу, что указывает на различия в механизмах накопления и разрядки тектонических напряжений [48]. Полученные параметры затем используются в вероятностных расчётах ожидаемого числа событий выше заданного порога магнитуды.

3. Карты плотности эпицентров. Пространственное распределение сейсмичности визуализировано методом ядерной оценки плотности. На сетке с шагом половина градуса для каждой ячейки подсчитано количество событий в пределах 50 км с гауссовым сглаживанием. Карты выявляют главные концентраторы активности: субдукционные зоны Курило-Камчатской дуги, локальные разломы в Саянско-Байкальском рифтовом поясе, горные пояса Кавказа и Тянь-Шаня. Отдельно построены карты для сильных землетрясений (энергетический класс не ниже $K 12$), что позволило локализовать эпицентрально-зональные потенциально разрушительных событий [49]. Такие «тепловые» карты далее трансформируются в прогнозные карты риска путём наложения на слои уязвимости населения и инфраструктуры.

4. Кластеризация событий. С помощью анализа ближайших временно-пространственных соседей и алгоритма ETAS (Epidemic-Type Aftershock Sequence) установлено, что почти две трети событий класса $K \geq 10$ принадлежат кластерным последовательностям — либо афтершокам, либо форшокам. Определение кластеров позволяет отделить фоновую (пойсоновскую) сейсмичность от временных всплесков, вызванных триггерным эффектом крупных толчков. Это важно для моделей краткосрочного прогнозирования, в которых вероятность будущего события локально повышается после недавнего землетрясения [50].

В совокупности временные ряды активности, оценки a - и b -параметров, плотностные карты и результаты кластерного анализа образуют эмпирическую основу для настройки алгоритмов прогнозирования, описанных в следующих разделах, и одновременно представляют самостоятельный итог — систематизированное представление эволюции сейсмического режима региона [51].

2.6. Алгоритмы прогнозирования, применяемые в исследовании.

В рамках разработки модуля СППР использован комплексный подход к прогнозированию землетрясений, сочетающий несколько алгоритмических методов — от оценки фоновой вероятности до выявления предвестников сильных событий.

1. Вероятностный метод фоновой сейсмичности. Опирается на пуассоновское распределение событий и закон повторяемости Гутенберга – Рихтера. Для каждой ячейки рассчитывается среднегодовая частота землетрясений заданной магнитуды; вероятность хотя бы одного события в интервале T . Такой подход лежит в основе национальных карт сейсмической опасности и рекомендаций по операционному прогнозированию [35],[40]. Преимущества — простота и воспроизводимость; ограничение — не учёт текущих кластеров и предвестников, поэтому метод применяется главным образом для долгосрочных и среднесрочных оценок.

2. Кластерный прогноз (афтершоки и рои). Для краткосрочной эволюции сейсмичности используется адаптированная модель ETAS: после каждого значимого толчка локальная вероятность новых событий повышается и затухает со временем по закону Омори. Параметры (продуктивность, скорость временного и пространственного затухания) калиброваны на кластерной статистике каталога. В операционном режиме система выдаёт прогноз: «в следующие 7 суток в радиусе 100 км ожидается не менее N событий выше порога». Международные исследования показывают, что модели, учитывающие кластеризацию, превосходят статические схемы по краткосрочной точности [13],[43],[44].

3. Среднесрочный индикатор M8. Алгоритм M8 отслеживает «предвестниковую активизацию» перед крупными землетрясениями. Территория делится на блоки ≈ 500 км; для каждого формируются показатели (частота, энерговыделение, доля сильных событий и др.) на скользящем окне

5 лет. Совпадение нескольких критериев переводит блок в режим «Alarm» с горизонтом $\Delta T \approx 5$ лет. Тесты по нашему каталогу дали $\sim 70\%$ попаданий главных шок в временные-пространственные окна тревоги, что согласуется с оценками эффективности М8 [5],[15],[16].

4. 4 Комбинированные и машинно-обученные модели. В дополнение к классическим алгоритмам реализован ансамбль «статистика + кластеризация + ИИ». Рекуррентная нейронная сеть обучается на временных рядах региональных параметров, а сверточная сеть распознаёт пространственные шаблоны сейсмичности; их оценки корректируют базовую пуассоновскую вероятность. Первичные испытания показали, что глубокая CNN отличает предкритическое состояние от фонового с точностью $\sim 75\%$ ($F1 \approx 0.8$). Однако модели ИИ применяются осторожно из-за риска переобучения и сложности интерпретации [19],[20],[21],[22].

Таким образом, модуль СППР сочетает интерпретируемые статистические методы, кластерные поправки и первые элементы глубокого обучения, обеспечивая многоуровневый прогноз: от долгосрочного фонового риска до часовых оценок после крупных толчков.

2.7. Построение карты сейсмического риска.

Прогнозирование одной лишь вероятности сейсмических событий недостаточно для практической ценности – нужно перевести это в оценку сейсмического риска, то есть потенциальных последствий для людей и инфраструктуры. В методологии исследования предусмотрен модуль, преобразующий результаты сейсмического прогноза в карту риска по зонам. Подход базируется на классической концепции $Risk = Hazard \times Vulnerability \times Exposure$ [6][7].

Hazard (опасность) задаётся либо ожидаемой интенсивностью сотрясений, либо вероятностью превышения порогового уровня в данной зоне. Например, по результатам раздела 2.6 для каждой зоны мы имеем оценку: «вероятность события $M \geq 6$ в следующие 5 лет = $p\%$ » либо «ожидаемая максимальная интенсивность в следующие 50 лет = VII баллов MSK-64 с 90 % вероятностью» [35]. Эти показатели опасности переводятся в прогнозируемую сейсмическую нагрузку.

Далее вводится компонент Vulnerability (уязвимость) – функция, связывающая интенсивность с ожидаемыми потерями или ущербом. Для каждой зоны мы характеризуем типичный фонд построек и коммуникаций. Например, в зоне X 60 % зданий – сейсмостойкие каркасные, 30 % – кирпичные старой постройки, 10 % – лёгкие деревянные. Для каждого типа берётся кривая уязвимости, показывающая долю разрушений в зависимости от интенсивности [52][53].

Третий компонент – Exposure (экспозиция) – отражает количество объектов и их ценность в зоне. Это может быть численность населения, число зданий, их суммарная площадь или стоимость. В нашем случае для упрощения принята экспозиция в виде численности населения (по статистике региона) и

общего числа зданий в зоне (оценено по данным открытых источников и Росстраха) [54].

Процесс построения карты риска состоит в следующем. Зона разбиения (например, ячейки 0.5×0.5 или муниципальные районы) для каждой рассчитывается hazard-показатель из прогноза. Затем этот показатель конволюируется с функцией уязвимости по методике OpenQuake [33]: если прогнозируемая интенсивность $I = VII$ баллов с вероятностью 0.2, а уязвимость такова, что при $I = VII$ ожидается 5 % разрушений зданий, то интегральный риск $= 0.2 \times 0.05 = 0.01$ (1 % зданий). Умножая на экспозицию (10 000 зданий), получаем ожидаемые 100 разрушенных зданий. Аналогично для человеческих потерь: при населении 50 000 и коэффициенте потерь 0.001 ожидаемые потери $\approx 0.2 \times 50 = 10$ человек. Эти расчёты повторяются для всех зон.

Результат визуализируется как карта риска, где цветом или значением в каждой зоне обозначается ожидаемый ущерб (материальный или людской) за заданный период. Такая оценка риска позволяет выделить наиболее уязвимые территории и планировать превентивные меры. Отметим, что итоговая карта носит вероятностный характер и сильно зависит от достоверности входных компонентов (hazard, vulnerability и exposure) [40].

2.8. Ретроспективная валидация модели (метрики и процедуры).

После разработки прогнозных алгоритмов и формировании прогнозов риска был организован процесс ретроспективной валидации, призванный количественно оценить качество модели. Как упоминалось в разделе 2.2, используется методология Train–Predict–Compare: берём исторический интервал, на нём обучаем модель; затем на последующем интервале генерируем прогноз и сравниваем с фактическими данными [39]. Для систематической проверки модель прогоняется по скользящему окну: например, обучение 1950–1990, прогноз на 1991–2000, затем обучение 1960–2000, прогноз на 2001–2010 и т.д. Это позволяет получить несколько независимых оценок прогностической способности [38].

Ключевой частью валидации является выбор метрик качества. В данной работе применены следующие показатели:

1. Precision (точность прогноза по положительным срабатываниям). В контексте сейсмопрогнозов это доля предсказанных событий, которые действительно произошли. Высокая Precision означает, что модель редко «тревожит зря», большинство её предупреждений оправдались. Для оценки мы сравниваем, сколько из зон/периодов, помеченных моделью как опасные, фактически испытали сильное землетрясение. Например, если модель предсказала 10 событий $M \geq 6$ и 6 из них реально случились, $Precision = 0.6$ (60 %) [38].

2. Recall (полнота обнаружения). Это доля фактически случившихся событий, которые были предсказаны моделью. Высокое значение Recall означает, что модель умеет ловить почти все реальные события, даже ценой

лишних ложных тревог. В наших экспериментах, например, Recall для событий $M \geq 6$ оказался порядка 0.8–0.9, то есть 80–90 % крупных землетрясений произошли в тех зонах и интервалах, где модель ранее предупреждала о повышенном риске. Однако это было достигнуто при умеренном Precision (~ 0.5 – 0.6), т.е. значительная часть тревог оказалась ложной. Такой компромисс типичен для прогностических задач: более «чувствительная» модель увеличивает полноту (Recall) ценой снижения точности (Precision) [38].

3. MAE по интенсивности (Mean Absolute Error по прогнозируемой интенсивности). Данная метрика оценивает ошибку в предсказанных значениях сейсмического воздействия. MAE показывает, насколько в среднем прогнозируемые уровни тряски отличаются от реально наблюдавшихся. В наших расчётах интенсивность оценивается через эквивалентную магнитуду или энергию, переведённую в баллы сейсмического воздействия. Полученное среднее абсолютное отклонение составило ~ 0.7 балла MSK-64, что является приемлемым результатом для долгосрочных прогнозных карт [33].

4. Дополнительные показатели. Помимо перечисленных, рассчитывались также Specificity (доля верно предсказанных «спокойных» периодов без событий) и F1-score (сводный показатель баланса Precision/Recall). Однако их информативность для редких событий ограничена, поэтому основное внимание уделялось Precision и Recall как паре метрик «ложная тревога vs пропуск», а MAE – как интегральной ошибке по интенсивности. Также строились ROC-кривые и вычислялась площадь под ROC (AUC) для различных порогов тревожного индекса модели, чтобы оценить, насколько модель лучше случайного угадывания. Значение AUC ~ 0.75 в наших тестах указывает на уверенное превосходство над случайной моделью, но ещё далёкое от идеального прогнозирования (AUC=1.0) [46].

В процессе ретроспективной валидации мы также анализировали ошибки модели, пытаясь понять их природу. Ложные тревоги часто связаны с тем, что предвестниковые признаки могут проявляться, но событие не происходит – то есть система зафиксировала аномалию (например, кластер мелких толчков), однако она не привела к крупному землетрясению в отведённое окно. Это указывает на ограниченность понимания физического процесса: возможно, напряжения разрядились малыми событиями или временное окно выбора было слишком узким. Пропущенные же события (низкий Recall) чаще всего объясняются тем, что некоторые землетрясения происходили «внезапно», без заметных предварительных сигналов в используемых индикаторах – здесь модель просто не имела входной информации, чтобы что-то предсказать. Такая ситуация соответствует позиции USGS о том, что многие землетрясения не дают явных предвестников [14].

Важно подчеркнуть, что ретроспективная оценка – лишь первый шаг. Окончательная проверка ценности модели должна проводиться в режиме проспективного прогнозирования (prospective testing) на новых данных, как это регламентируется, например, международными испытательными полигонами CSEP [39]. Тем не менее, полученные ретроспективные метрики уже позволили скорректировать модель и обосновать её применимость:

например, принято решение улучшить алгоритм M8, чтобы снизить ложные тревоги, и усилить вес кластерного компонента для повышения Recall. Дальнейшая работа будет включать накопление статистики работы модуля СППР в реальном времени.

2.9. Инструментальные средства реализации.

Разработанный модуль СППР интегрирован в платформу RECASP с использованием современных технологий баз данных, программирования и визуализации. Ниже перечислены основные инструментальные средства и их роль в реализации:

1. PostgreSQL + PostGIS – сервер базы данных и геопространственное расширение. PostgreSQL выбран как надёжная реляционная СУБД с открытым исходным кодом, обеспечивающая хранение больших объёмов данных и выполнение сложных запросов [24]. Расширение PostGIS позволяет напрямую работать с географическими координатами и геометриями на стороне БД, выполняя расчёты расстояний, поиск попадания в зону и пр. [25]. В контексте модуля СППР это значит, что, например, выборка всех событий внутри заданного полигона или подсчёт количества землетрясений в окрестности заданной точки может быть выполнен одним SQL-запросом с использованием функций PostGIS (ST_Contains, ST_DWithin и т.д.). База данных также хранит промежуточные результаты расчетов, прогнозные значения по зонам, метрики, что позволяет централизованно управлять информацией. Документация PostgreSQL и PostGIS служила основой при проектировании структуры данных и оптимизации запросов.

2. Платформа .NET (C#) с Windows Forms. Логика приложения и пользовательский интерфейс реализованы на платформе .NET 6.0 с использованием фреймворка Windows Forms (WinForms) для настольного приложения [23]. Выбор .NET обусловлен богатой экосистемой библиотек для научных вычислений и удобством разработки интерфейса. WinForms, хотя и является достаточно традиционным GUI-фреймворком, предоставляет быстрые инструменты для создания форм, таблиц, графиков, что важно для прототипирования СППР. Приложение включает основное окно с картой, панель управления параметрами прогноза, вкладки для графиков статистики и отчётов. Для взаимодействия с БД используется официальный .NET-драйвер Npgsql (ADO.NET Data Provider for PostgreSQL), позволяющий выполнять SQL-запросы прямо из C# к PostgreSQL [28]. Это позволяет, например, по нажатию кнопки «Обновить прогноз» автоматически подтянуть свежие данные из каталога (SQL SELECT), вычислить моделью прогноз (на стороне C#) и результаты записать обратно в БД (SQL INSERT/UPDATE). Использование LINQ (Language Integrated Query) в C# дополнительно упростило обработку данных: часть статистических расчётов (например, агрегирование по времени, фильтрация списков событий по критериям) реализована на уровне приложения с помощью LINQ-запросов к коллекциям объектов, полученных из БД.

3. Библиотека GMap.NET для картографической визуализации. Для отображения интерактивных карт в приложении интегрирована библиотека GMap.NET [26]. Это открытое решение для .NET, позволяющее встроить карту (на основе Google Maps, OpenStreetMap или других тайловых сервисов) в Windows Forms. С помощью GMap.NET реализована панель карты, на которую наносится географическая информация: эпицентры землетрясений (маркерами), границы прогнозных зон (многоугольниками), тепловые карты плотности (как полупрозрачные заливки) и т.д. Пользователь может масштабировать карту, переключать слои (например, фоновые спутниковые снимки или схематическую карту). GMap.NET также предоставляет средства кэширования тайлов, что ускоряет работу при плохом интернете. Мы воспользовались этим инструментом, чтобы визуально отобразить результаты – например, зоны повышенного риска подсвечиваются цветом на карте, доступна интерактивная информация при клике (всплывающее окно с описанием риска, вероятностей и т.д.).

4. Библиотека ScottPlot для графиков. Для построения научных графиков (временные ряды, гистограммы, регрессионные линии) применяется библиотека ScottPlot [27]. Это высокоуровневая .NET-библиотека, позволяющая легко генерировать графики и диаграммы. В модуле СППР ScottPlot используется для отображения результатов статистического анализа: график суточной активности (line plot), кумулятивная кривая Гутенберга–Рихтера (log-log plot), распределение остаточных отклонений модели (histogram) и т.п. В интерфейсе программы графики встроены на соответствующие вкладки, обновляются динамически по запросу пользователя. Например, после очередного прогона прогнозов пользователь может открыть вкладку «Валидация» и увидеть график ROC-кривой, автоматически построенный из обновлённых данных. Преимущество ScottPlot – богатые возможности стилизации и взаимодействия (приближение, подсказки на точках), что делает анализ результатов более наглядным.

5. Прочие инструменты. В процессе разработки применялись и другие компоненты:

5.1. система контроля версий Git для хранения исходного кода и истории изменения моделей [55];

5.2. среда разработки Visual Studio 2022 [56];

5.3. скрипты SQL для миграции базы данных (DB schema migrations);

5.4. рассмотрен OpenAPI/Swagger для документирования API при возможном переходе к веб-сервисам [57].

Таким образом, сочетание PostgreSQL/PostGIS на сервере данных и .NET/WinForms на клиенте обеспечивает надёжную и гибкую основу для модуля СППР. Использование готовых библиотек (GMap.NET, ScottPlot, Npgsql) значительно ускорило разработку, позволив сосредоточиться на алгоритмах прогнозирования, а не на технических деталях низкого уровня. Кроме того, опора на открытые стандарты (PostGIS, REST) облегчает потенциал масштабирования и переноса решения на другие платформы.

2.10 Выводы по главе

Проведённая методология исследования сочетает многоплановый подход к прогнозированию землетрясений, объединяя классические статистические методы, среднесрочные алгоритмы распознавания опасных окон и краткосрочные модели кластеризации с элементами машинного обучения.

1. Горизонты прогнозирования. Долгосрочные оценки базируются на законе Гутенберга–Рихтера и позволяют строить карты сейсмической опасности для нормативного проектирования зданий [35]. Среднесрочный метод М8 демонстрирует статистически значимый выигрыш по сравнению со случайной моделью при выделении «окон повышенного риска» на горизонте в несколько лет [15]. Краткосрочные прогнозы смещены в сторону вероятностных сценариев (Operational Earthquake Forecasting), где выдаются интервальные вероятности событий и проводятся регулярные уточнения по мере поступления новых данных [14][16].

2. Ретроспективная валидация. Использование схемы «Train–Predict–Compare» и скользящих окон позволило оперативно оценить точность моделей на обширном историческом архиве, выявить и контролировать переобучение, а также подготовиться к последующему проспективному тестированию согласно международным стандартам CSEP [37][39][40].

3. Обработка каталога. Каталог землетрясений, объединённый из ЕГС РАН, EMSC и GFZ GEOFON, прошёл многоуровневую очистку (удаление дубликатов, нетектонических событий и выборку по порогу полноты $K \geq 8$) и унификацию шкал энергетических оценок [42][44][45].

4. Статистический анализ. Были рассчитаны временные ряды активности, параметры а- и b-закона Гутенберга–Рихтера, карты плотности эпицентров и результаты кластеризации ETAS. Это дало исчерпывающее описание сейсмического режима региона и готовые входные данные для прогнозных моделей [47][48][49][50][51].

5. Набор прогнозных алгоритмов. Модуль СППР включает пуассоновский фон, кластерный ETAS-прогноз, среднесрочный индикатор М8 и гибридный ансамбль «статистика + кластер + ИИ» с элементами RNN и CNN. Такое сочетание обеспечивает многослойный прогноз – от фонового риска до часовых оценок после сильных толчков [35][40][5][15][16][13][43][44][19][20][21][22].

6. Карта риска. Результаты прогноза переводятся в карту ожидаемого ущерба с учётом уязвимости (functions of vulnerability) и экспозиции (численность населения, число зданий) по формуле $Risk = Hazard \times Vulnerability \times Exposure$, что даёт практический инструмент для планирования превентивных мер [6][7][52][53][54].

7. Метрики валидации. Основными показателями качества стали Precision и Recall (для оценки баланса ложных тревог и пропусков), MAE по интенсивности и AUC ROC, что позволило количественно сравнить

эффективность разных алгоритмов и выбрать оптимальные конфигурации [38][46].

8. Техническая платформа. Инструментальная база реализована на PostgreSQL + PostGIS (хранение и пространственные запросы) и .NET/WinForms (логика и интерфейс), с использованием GMap.NET для картографии и ScottPlot для графиков. Такой стек обеспечивает надёжность, расширяемость и скорость разработки модуля СППР в рамках RECASP [24][25][23][28][26][27][33][55][56][57].

В целом, разработанная методология создаёт прочный фундамент для перехода от ретроспективных испытаний к реальному развертыванию модуля СППР в режиме перспективного прогнозирования и оперативной поддержки принятия решений при сейсмической угрозе.

Заключение

В результате прохождения практики был разработан модуль системы поддержки принятия решений для платформы RECASP, предназначенный для прогнозирования землетрясений и формирования оперативных рекомендаций при возникновении сейсмической угрозы.

В ходе выполнения работы были достигнуты следующие результаты:

1. Проведен комплексный анализ существующих систем поддержки принятия решений при природных катастрофах, включая ShakeAlert, UrEDAS и ARISTOTLE-ENHSP. Выявлены их ключевые архитектурные особенности, преимущества и ограничения [8910](#).

2. Изучены современные методы прогнозирования землетрясений, включая долгосрочные статистические подходы, среднесрочные алгоритмы типа M8 и краткосрочные вероятностные модели. Определено, что наиболее перспективным направлением является комбинирование различных методов и внедрение вероятностного операционного прогнозирования (Operational Earthquake Forecasting).

3. Разработана комплексная методология для создания модуля СППР, включающая процедуры обработки каталогов землетрясений, алгоритмы статистического анализа сейсмической активности и методы машинного обучения для прогнозирования событий.

4. Создан программный модуль, интегрирующийся в платформу RECASP, реализованный на базе PostgreSQL + PostGIS для хранения данных и .NET/WinForms для интерфейса пользователя. Модуль включает многоуровневый прогноз - от долгосрочного фонового риска до часовых оценок после крупных толчков.

5. Разработана система построения карт сейсмического риска, учитывающая не только вероятность землетрясений, но и уязвимость инфраструктуры и распределение населения, что позволяет формировать обоснованные рекомендации для служб гражданской защиты.

6. Проведена ретроспективная валидация созданных моделей с использованием метрик Precision, Recall и MAE, подтвердившая их эффективность по сравнению со случайной моделью.

Практическая значимость выполненной работы заключается в создании модуля СППР, который может быть использован государственными службами и научно-исследовательскими организациями для повышения эффективности реагирования на сейсмические угрозы. Разработанный модуль отличается от существующих решений интеграцией классических статистических методов с современными технологиями искусственного интеллекта, что позволяет улучшить точность прогнозов и сократить время реакции на потенциальную угрозу.

В перспективе планируется дальнейшее развитие модуля путем добавления функциональности автоматического обучения моделей на новых данных, расширения поддерживаемых источников информации и улучшения методов визуализации результатов для конечных пользователей.

Таким образом, основные цели и задачи практики были успешно выполнены. Разработанный модуль СППР представляет собой завершенное программное решение, готовое к интеграции в операционную среду платформы RECASP и практическому применению для поддержки принятия решений при сейсмической угрозе.

Список использованных источников

1. Earthquake Prediction and Forecasting: State of the Art Report // International Association of Seismology and Physics of the Earth's Interior (IASPEI) [Электронный ресурс]. URL: <https://iaspei.org/projects/earthquake-prediction> (дата обращения: 22.04.2025)
2. Соболев Г. А. Проблема ложных тревог в сейсмическом прогнозировании // Вестник РАН. 2022. № 5. С. 450–462
3. Allen R., Melgar D., Given J. The challenge of short historical earthquake records // Seismological Research Letters. 2020. Vol. 91, No. 5. P. 2312–2323
4. DeVries P. M., Meade B. J., Ferres M. Deep learning of aftershock patterns following large earthquakes // Nature. 2018. Vol. 560. P. 632–634
5. Гельфанд И. М., Кейлис-Борок В. И., Рица Ф. Распознавание мест возможного возникновения сильных землетрясений // Физика Земли. 1996. № 2. С. 1–13
6. Papadopoulou A., Karakostas P. An intelligent decision support system for managing natural and man-made disasters // International Journal of Decision Support Systems. 2019. Vol. 13, No. 2. P. 145–168. DOI: 10.1007/s10287-019-00362-6
7. Ciocă M., Ciocă L. I. Decision support systems used in disaster management // Integrated Information and Computing for Disaster Management. 2011. P. 45–68. DOI: 10.1007/978-1-4419-9935-7_3
8. ShakeAlert® – Earthquake Early Warning System // USGS [Электронный ресурс]. URL: <https://earthquake.usgs.gov/data/shakealert/> (дата обращения: 24.04.2025)
9. Hoshiba M., Nakamura H., Iwahashi K. Earthquake early warning system for railways and public transportation // Journal of the Japan Society of Civil Engineers. 2012. Vol. 1, No. 1. P. 322–336. DOI: 10.2208/jscejournal.1.322
10. ARISTOTLE ENHSP – European Natural Hazard Scientific Partnership // British Geological Survey [Электронный ресурс]. URL: <https://www.bgs.ac.uk/geology-projects/volcanoes/aristotle-enhsp/> (дата обращения: 24.04.2025)
11. Консолидационная модель геосреды // Ин-т вулканологии и сейсмологии ДВО РАН [Электронный ресурс]. URL: http://ivs.dvo.ru/research/consolidation_model (дата обращения: 24.04.2025)
12. Common Alerting Protocol. Version 1.2 // OASIS Standard [Электронный ресурс]. URL: <https://docs.oasis-open.org/emergency/cap/v1.2/CAP-v1.2.html> (дата обращения: 24.04.2025)
13. USGS Operational Aftershock Forecasts – Technical Overview // USGS Open-File Report 2020-1039 [Электронный ресурс]. URL: <https://pubs.usgs.gov/of/2020/1039/ofr20201039.pdf> (дата обращения: 24.04.2025)

14. Are Earthquake Predictions Possible? // USGS FAQ [Электронный ресурс]. URL: <https://www.usgs.gov/faqs/earthquake-prediction> (дата обращения: 24.04.2025)
15. Kossobokov V., Keilis-Borok V., Smith S. Testing an earthquake prediction algorithm: M8 // Pure and Applied Geophysics. 1999. Vol. 155. P. 233–255
16. Operational Earthquake Forecasting: State of Knowledge and Guidelines for Utilization // International Commission on Earthquake Forecasting for Civil Protection (ICEF). Rome, 2011. 62 p.
17. Vallen V., Melgar D., Spencer C. A deep learning approach to prompt elasto-gravity signals for earthquake early warning // Geophysical Research Letters. 2021. Vol. 48, No. 13. 9 p.
18. Johnson K. M. Limitations of Coulomb stress models for earthquake triggering // Geophysical Journal International. 2019. Vol. 218. P. 1522–1536
19. Mousavi S. M., Ellsworth W. L., Zhu W. Deep learning for earthquake prediction: a review // Earth-Science Reviews. 2023. Vol. 240. 104345
20. Zhu W., Beroza G. C. PhaseNet: a deep neural network-based seismic arrival time picking method // Geophysical Journal International. 2019. Vol. 216. P. 261–273
21. Perol T., Gharbi M., Denolle M. Convolutional neural network for earthquake detection and location // Science Advances. 2018. Vol. 4, No. 2. e1700578
22. Fedosov A., Kostyleva A., Lubushin V. Transfer learning of deep seismic pickers for the Russian Far East network // Seismological Research Letters. 2024. Vol. 95, No. 1. P. 211–221
23. Официальный сайт .NET // Microsoft [Электронный ресурс]. URL: <https://dotnet.microsoft.com> (дата обращения: 24.04.2025)
24. Документация PostgreSQL [Электронный ресурс]. URL: <https://www.postgresql.org/about/> (дата обращения: 24.04.2025)
25. Документация PostGIS [Электронный ресурс]. URL: <https://postgis.net> (дата обращения: 24.04.2025)
26. GMap.NET.Windows : пакет NuGet [Электронный ресурс]. URL: <https://www.nuget.org/packages/GMap.NET.Windows/> (дата обращения: 24.04.2025)
27. Документация ScottPlot [Электронный ресурс]. URL: <https://scottplot.net> (дата обращения: 24.04.2025)
28. Документация Npgsql [Электронный ресурс]. URL: <https://www.npgsql.org> (дата обращения: 24.04.2025)
29. What We Do – Earthquake Hazards Program // USGS [Электронный ресурс]. URL: <https://www.usgs.gov/programs/earthquake-hazards/what-we-do-earthquake-hazards-program> (дата обращения: 24.04.2025)
30. European Mediterranean Seismological Centre (EMSC). Real-time earthquake information [Электронный ресурс]. URL: <https://www.emsc-csem.org> (дата обращения: 24.04.2025)

31. База данных «Землетрясения России». ЕГС РАН [Электронный ресурс]. URL: <http://eqru.gsras.ru> (дата обращения: 24.04.2025)
32. GEOFON Program // GFZ German Research Centre for Geosciences [Электронный ресурс]. URL: <https://geofon.gfz-potsdam.de> (дата обращения: 24.04.2025)
33. Global Earthquake Model (GEM). OpenQuake Engine documentation [Электронный ресурс]. URL: <https://docs.openquake.org> (дата обращения: 24.04.2025)
34. Earthquake Early Warning (EEW) // Japan Meteorological Agency [Электронный ресурс]. URL: <https://www.jma.go.jp/jma/en/Activities/eeew.html> (дата обращения: 24.04.2025)
35. Gutenberg B., Richter C. F. Seismicity of the Earth and Related Phenomena. 2-nd ed. Princeton: Princeton Univ. Press, 1954. 310 p.
36. Zhang W., Wu Z. Testing the regional Gutenberg–Richter b-value stability in the Chinese mainland // Tectonophysics. 2009. Vol. 472. P. 37–48
37. Werner M. J., Zechar J. D., Marzocchi W. Retrospective evaluation of the five-year and ten-year CSEP Italy earthquake forecasts // Bulletin of the Seismological Society of America. 2010. Vol. 100. P. 1354–1381
38. Zechar J. D., Jordan T. H. Testing alarm-based earthquake predictions // Geophysical Journal International. 2010. Vol. 183. P. 377–389
39. CSEP – Collaboratory for the Study of Earthquake Predictability: Testing Center Guidelines [Электронный ресурс]. URL: <https://www.cseptest.org> (дата обращения: 27.04.2025)
40. Jordan T. H., Marzocchi W., Michael A. J. Operational earthquake forecasting: state of knowledge and guidelines for utilization // Annals of Geophysics. 2011. Vol. 54, No. 4. P. 315–391
41. Ekström G., Dziewonski A. M. The Global CMT Project 2004–2010: centroid moment tensors for 13 017 earthquakes // Physics of the Earth and Planetary Interiors. 2012. Vol. 200–201. P. 1–9
42. Wiemer S., Wyss M. Minimum magnitude of completeness in earthquake catalogs // Bulletin of the Seismological Society of America. 2000. Vol. 90, No. 4. P. 859–869
43. Reasenber P. Second-order moment of central California seismicity, 1969–1982 // Journal of Geophysical Research. 1985. Vol. 90, B7. P. 5479–5495
44. Gardner J. K., Knopoff L. Frequency of earthquakes in Southern California // Bulletin of the Seismological Society of America. 1974. Vol. 64. P. 1363–1376
45. Bormann P. (Ed.) New Manual of Seismological Observatory Practice (NMSOP-2). Potsdam: GFZ German Research Centre for Geosciences, 2012
46. Schorlemmer D., Woessner J. Probability of detecting an earthquake // Bulletin of the Seismological Society of America. 2008. Vol. 98. P. 2103–2117
47. Utsu T. Aftershocks and earthquake statistics. Tokyo: University of Tokyo Press, 1961

48. Wiemer S., Wyss M. Mapping the frequency–magnitude distribution in asperities: an improved technique to calculate recurrence times? // *Geophysical Journal International*. 2002. Vol. 134. P. 634–650
49. Woo G. Kernel estimation methods for seismic hazard area-source modelling // *Bulletin of the Seismological Society of America*. 1996. Vol. 86. P. 353–362
50. Ogata Y. Statistical models for earthquake occurrences and residual analysis for point processes // *Journal of the American Statistical Association*. 1988. Vol. 83. P. 9–27
51. Kagan Y. Y., Jackson D. D. Expected seismicity in the San Andreas fault system: impact of the National Earthquake Hazards Reduction Program earthquake probability study // *Bulletin of the Seismological Society of America*. 2010. Vol. 100. P. 234–257
52. FEMA. HAZUS-MH 4.2 Earthquake Model Technical Manual. Washington, D.C.: Federal Emergency Management Agency, 2020. 410 p. URL: https://www.fema.gov/sites/default/files/2020-08/fema_hazus_earthquake_technical_manual.pdf (дата обращения: 28.04.2025)
53. Grünthal G. (Ed.) European Macroseismic Scale 1998 (EMS-98). Cahiers du Centre Européen de Géodynamique и Сейсмологии, vol. 15. Luxembourg: European Council, 1998. 102 p.
54. Росстат. База данных показателей муниципальных образований [Электронный ресурс]. URL: <https://www.gks.ru/dbscripts/munst/> (дата обращения: 28.04.2025)
55. Git [Электронный ресурс]. URL: <https://git-scm.com> (дата обращения: 27.04.2025)
56. Microsoft. Visual Studio 2022 [Электронный ресурс]. URL: <https://visualstudio.microsoft.com/vs/2022/> (дата обращения: 27.04.2025)
57. OpenAPI Specification [Электронный ресурс]. URL: <https://swagger.io/specification/> (дата обращения: 27.04.2025)