ГЕОТЕКТОНИКА, 2024, № 4, с. 49—59

УДК 550.34

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ТЕКТОНИЧЕСКОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ

© 2024 г. И. У. Атабеков[1], *, А. И. Атабеков[2]

[1]Институт сейсмологии АН РУз, д. 3, ул. Зульфияханум, 100028 Ташкент, Узбекистан
[2]НИИ Разития цифровых технологии и искусственного интеллекта при Министерстве цифровых технологии РУз, д. 17А, Буз-2, 100125 Ташкент, Узбекистан
**e-mail: atabekovi@mail.ru*

Поступила в редакцию 2.01.2024 г.
После доработки 12.03.2024 г.
Принята в печать 09.07.2024 г.

Успешный прогноз землетрясений включает статистическое, тектоническое и физическое прогнозирование. Основными требованиями для прогноза является установление законов механики землетрясений и контроль геодинамического состояния в регионе в необходимые временные моменты. Однако решение этого вопроса сталкивается с трудностями как теоретического, так и практического характера. Несмотря на то, что на сегодняшний день специалистами всего мира собрана достаточно полная база данных по землетрясениям, тектоническим, электромагнитным, гидрологическим и другим признакам землетрясений, сам характер предсказания будущего очага остается неопределенным. Полученные результаты в мире по статистическому прогнозированию с помощью искусственного интеллекта дает надежду на возможность предсказывать землетрясения, если объединить их с тектоническим прогнозированием, разрушением материалов в экспериментальных условиях и численным моделированием под эгидой глубокого обучения нейросетевых технологий. В настоящем исследовании приведены первые результаты применения нейросетевых технологий для прогнозироавния среднесрочных землетрясений в Ферганской впадине в Узбекистане.

Ключевые слова: тектоника, геодинамические обстановки, напряженное остояние земной коры, деформация, численная модель, искусственный интеллект, прогноз землетрясения

DOI: 10.31857/S0016853X24040032, **EDN:** ERCUHJ

ВВЕДЕНИЕ

Землетрясение – это физический процесс высвобождения и перераспределения энергии в земной коре и мантии, который происходит под воздействием огромных сил, возникающих при подъеме мантийного вещества в океанических хребтах, которые, постепенно остывая и двигаясь к земной поверхности, взаимодействуют с существующими тектоническими плитами. При этом напряженно-деформированное состояние земной коры меняется и в местах, где прочность коры достигает критических значений, возникают трещины, которые возбуждают сейсмические волны. Они возникают на больших глубинах, где давление огромное, и сдвигам, в отличие от других видов деформирования, легче осуществляться, потому что они не требуют изменения объема.

Землетрясения чаще всего происходят на границах имеющихся разломов тектонических плит. Когда движение плит замедляется при их столкновении, в точке соприкосновения продолжает накапливаться потенциальная энергия. Она может быть высвобождена в виде тепла и разрыва материала с выделением акустических волн, если прочность неровностей границ плит достигает предела.

Специалисты давно изучают напряженно-деформированное состояние земной коры в лабораторных условиях, проводя опыты на разрыв различных структурно неоднородных материалов, с целью применения результаты опытов для моделирования тектонических процессов. Сейсмологи находятся в поиске достоверных критических признаков, которые могут указывать на возможность возникновения землетрясения. При нахождении признаков, в зависимости от ситуации, срабатывает или не срабатывает тот или иной признак. Почему дают сбой эти признаки, – тоже не всегда удается распознать, чтобы разработать свод правил.

Машинное обучение нейросети может усовершенствовать сортировку признаков, разрабатывая надежные правила классификации. Нейросеть, изучая признаки, генерирует модель с помощью

алгоритмов непосредственно из самих признаков. Процесс генерации модели известен как машинное обучение. Сгенерированные нейросетью модели основаны на структуре мозга и состоят из сети с множеством связанных между собой слоев, имитирующих связанные нейроны.

Две наиболее распространенные задачи, которые выполняют модели машинного обучения – это классификация и прогнозирование. Во время обучения нейросеть загружается сейсмологическими, тектоническими, электромагнитными, гидродинамическими и другими данными. Обработка этих данных проводится с помощью различных критериев, например, Крамера–Мезеса, и сопровождается установленными эмпирическими закономерностями, такими как закон Гуттенберга–Рихтера, закон Омори.

При этом возможно использовать проверенные алгоритмы распознавания образов и различные модели расчета напряжений земной коры. Институт Физики Земли им. О.Ю. Шмидта РАН (г. Москва, Россия) и Институт теории прогноза землетрясений и математической геофизики РАН (г. Москва, Россия) имеют огромный опыт распознавания мест возникновения сильных землетрясений на основе сейсмологических и тектонических параметров зон землетрясения [1, 2]. Разработанные в этих институтах методы анализа данных привели к успешному распознаванию мест сильнейших, сильных и значительных землетрясений в Евразии, Северной и Южной Америке.

Несмотря на огромный прогресс в этой области, предположения критических ситуаций пока остаются крайне неточными. Причин неточности прогноза много. Например, мониторинговые устройства принимают сигналы не только связанных с тектоническими процессами, но и множество сигналов от других источников, не связанных с землетрясением. При разработке машинного обучения нейросети, необходимо найти решение отсеивания подобных помех.

Ключевой особенностью современных нейросетей является то, что они могут анализировать данные и находить скрытые закономерности.

Rouet-Leduc and et al. [15] использовали лабораторный имитатор землетрясений для обучения нейросети прогнозированию землетрясений на основе данных, полученных от сейсмографов. На базе акустической эмиссии машина научилась отличать предварительные сигналы, предшествующие экспериментальным землетрясениям в лабораторных условиях. Были использованы алгоритмы машинного обучения для систематического поиска комбинаций характеристик, которые тесно связаны с количеством времени, оставшегося до разрушения материала при проведении эксперимента.

Применение алгоритмов машинного обучения для предсказания магнитуды сильных землетрясений с использованием временной корреляции на основе сейсмологических баз данных проводится достаточно часто [2, 5, 6, 7, 10–13, 16–18, 20, 21].

Только в работе Salam and et al. [16] делается попытка прогнозирования одновременно места и времени на основе сейсмологических данных разделением рассматриваемого региона на несколько зон.

Ранее мы связали прогноз землетрясений с численным решением физических уравнений с достоверно полученными граничными условиями [8].

В настоящем исследовании мы объединили все эти разработки в обощенный комплекс критериев для обучения алгоритма искусственного интеллекта с использованием полученных нами результатов математического моделирования прогнозирования землетрясений по ряду признаков в зонах динамического влияния Северо-Ферганского и Южно-Ферганского разломов. Целью статьи является тестирование разработанного комплекса на примере сейсмоактивного региона Ферганской долины Узбекистана.

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОСЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗА ТЕКТОНИЧЕСКИХ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ

Один из способов выполнения тектонического предсказания — это моделирование напряженно деформированного состояния земной коры и его численное решение. Зная точно структуру и физические свойства Земли, мы сможем построить уравнения, основанные на механике сплошной среды вязко-упруго-пластического тела, термодинамике и критериях разрушения массива горных пород и определяющих соотношениях на разломах.

Кроме того, если можем получить начальные и граничные условия, например, прямые данные GPS-наблюдений или измерить напряжения косвенно из геологических съемок, исторических и инструментальных сейсмических наблюдений, то можно решить уравнения, найти области с наибольшими скоростями накопления энергии деформации и места наиболее близкие к возникновению разрыва, что, возможно, позволило предсказать наиболее вероятное место и магнитуду землетря-

сения. Возможно предсказать, когда произойдет землетрясение, если знать скорость нагружения и условия разрушения.

Приближенность модели, а также неточности в граничных и начальных условиях могут привести к вычислению различных сценариев эволюции. Сейсмоактивный регион Узбекистана Ферганская впадина является наиболее изученным регионом (рис. 1).

Напряженно-деформированное состояние ее земной коры нами смоделирована с учетом наиболее активных ее разломов и их динамических зон влияния [4, 9]. Полученные модельные напряжения, скорости горизонтальных и вертикальных перемещений и другие параметры современных движений этой территории сопоставлены со всевозможными инструментальными и сейсмологическим данными, оценивающими геодинамическое состояние. Эту модель мы используем наравне с геолого-геофизическими, сейсмологическими, тектоническими и другими данными для среднесрочного прогнозирования сильных землетрясений с помощью метода глубокого обучения искусственного интеллекта. С этой целью рассматриваемый регион разделен на 17 зон для получения в среднем сейсмопрогностических параметров (рис. 2).

Однако для опытного варианта зоны получились не совсем морфометрически однородными.

Для каждой зоны мы определили следующие признаки:

– расстояния до ближайшей горной территории: $R\leqslant 30$ км, $30<R\leqslant 70$, $R>70$;

– морфологическое сочетание гор с предгорными возвышенностями;

– горы с подгорными равнинами;

– горы с горами;

– предгорные возвышенности с подгорными равнинами;

– высота рельефа $h\leqslant 1$ км, $1<h\leqslant 2$ км, $h>2$ км,

– перепад высот $dh\leqslant 1.5$ км, $1.5<dh\leqslant 2.5$, $dh>2.5$ км;

– количество разломов $1\leqslant n\leqslant 2$, $n>2$;

– пересечение разломов;

– длина основного разлома $L\leqslant 300$ км, $300<L\leqslant 700$ км, $L>700$ км;

– относительное тангенциальное напряжение по сравнению с мгновенной прочностью на сдвиг $\tau>0.9$;

– вертикальные скорости вверх (современные движения);

– вертикальные скорости вниз (современные движения);

– региональное сжатие (характер напряженного состояния);

– региональное растяжение (характер напряженного состояния);

– сброс, взброс, сдвиг (характер землетрясения);

– разница коэффициента Рихтера –Гуттенберга от общего значения $\Delta b\geqslant 0$;

– разница относительной активности землетрясений от общего значения $\Delta A_{10}\geqslant 0$;

– наличие землетрясений с магнитудой $M\geqslant M_0$.

Мы составили таблицу (табл. 1, в клетке 1, если ответ “да”, в клетке 0, если ответ “нет”). Для определения 1–13 признаков использовалась топографическая карта (см. рис. 1).

Расположение и количество разломов (признаки 14–19) мы определили по результатам наших работ [4]. Напряжения, современные движения (признаки 20–22), и геодинамические состояния (признаки 23–27) определялись по результатам моделирования [8]. Признаков 28–30 для каждой зоны определили из сейсмологической базы данных с исторических времен по 2023 г. согласно [19] и дополненной с нашими данными.

В нашей работе мы применили алгоритмы искусственного интеллекта LSTM (Long–Short Term Memory) и ANN (Artificial Neural Network) для прогнозирования землетрясений с пространственно-временной постановке. Рекуррентная архитектура состояла из 128 модулей. Входными параметрами являются сейсмологические данные отдельно для каждой зоны (дата землетрясения, географические координаты, глубина очага, магнитуда землетрясения и плюс 30 признаков, приведенных в таблице).

Сеть обучалась с использованием сейсмологических данных с интервалом в нескольких лет. Отклонение на каждом слое определялось методом среднеквадратической ошибки. Шкалы были оптимизированы с использованием метода Адама. Выходной слой состоит из двух параметров (магнитуды и зона следующего землетрясения).

Полученные результаты показали, что LSTM и ANN сети способны прогнозировать землетрясения, используя пространственно-временные корреляции.

Применение метода декомпозиции (обучение производится отдельно для зон однородных по морфологическим признакам) дополнительно улучшает производительность системы, позволяя достичь точности прогноза до 88.57% для определенных групп подобластей. Обучение дает среднеквадратическую ошибку 0.14.

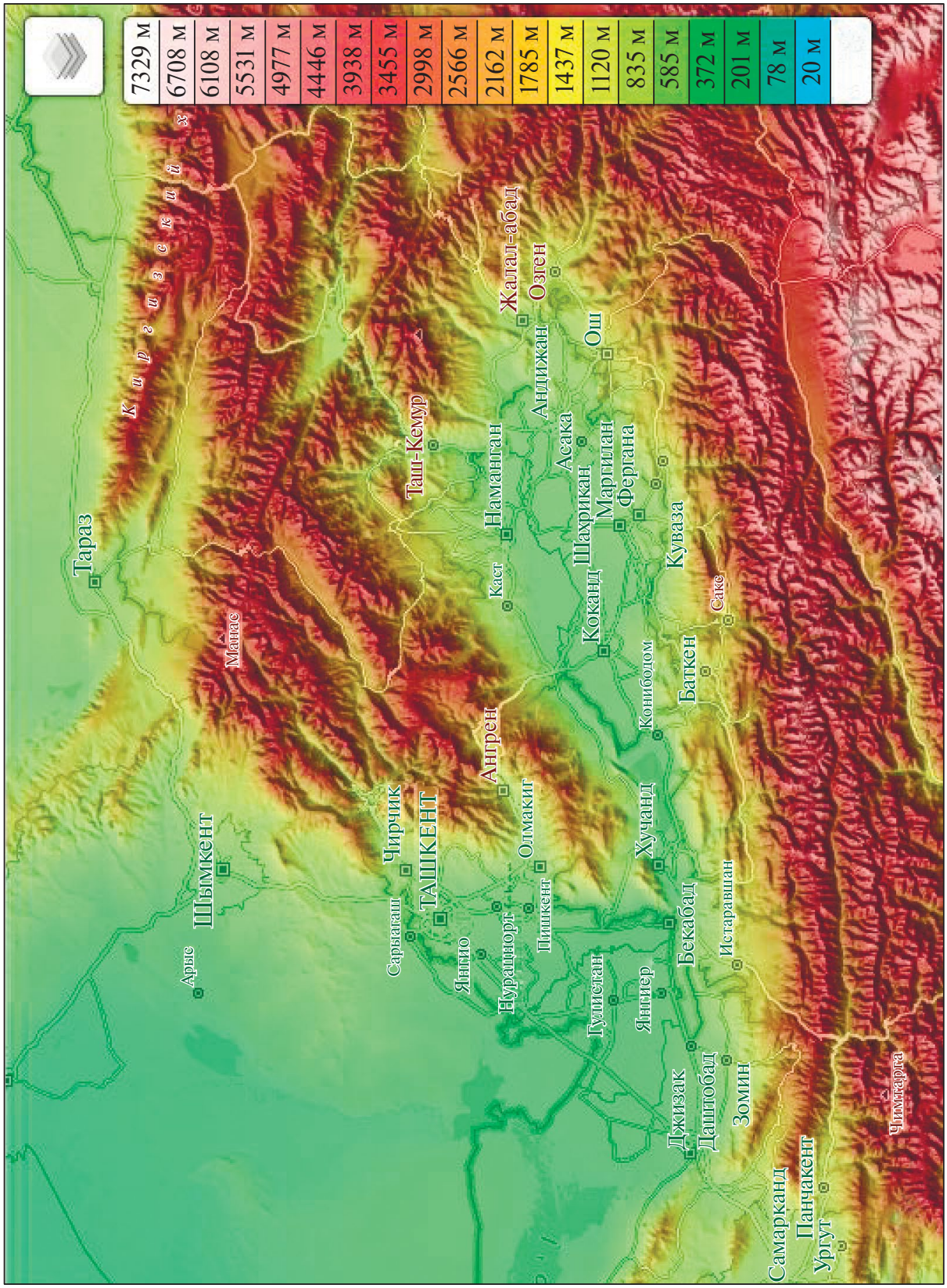

Рис. 1. Топографическая карта Ферганской впадины и ее окружения (по данным [22]).

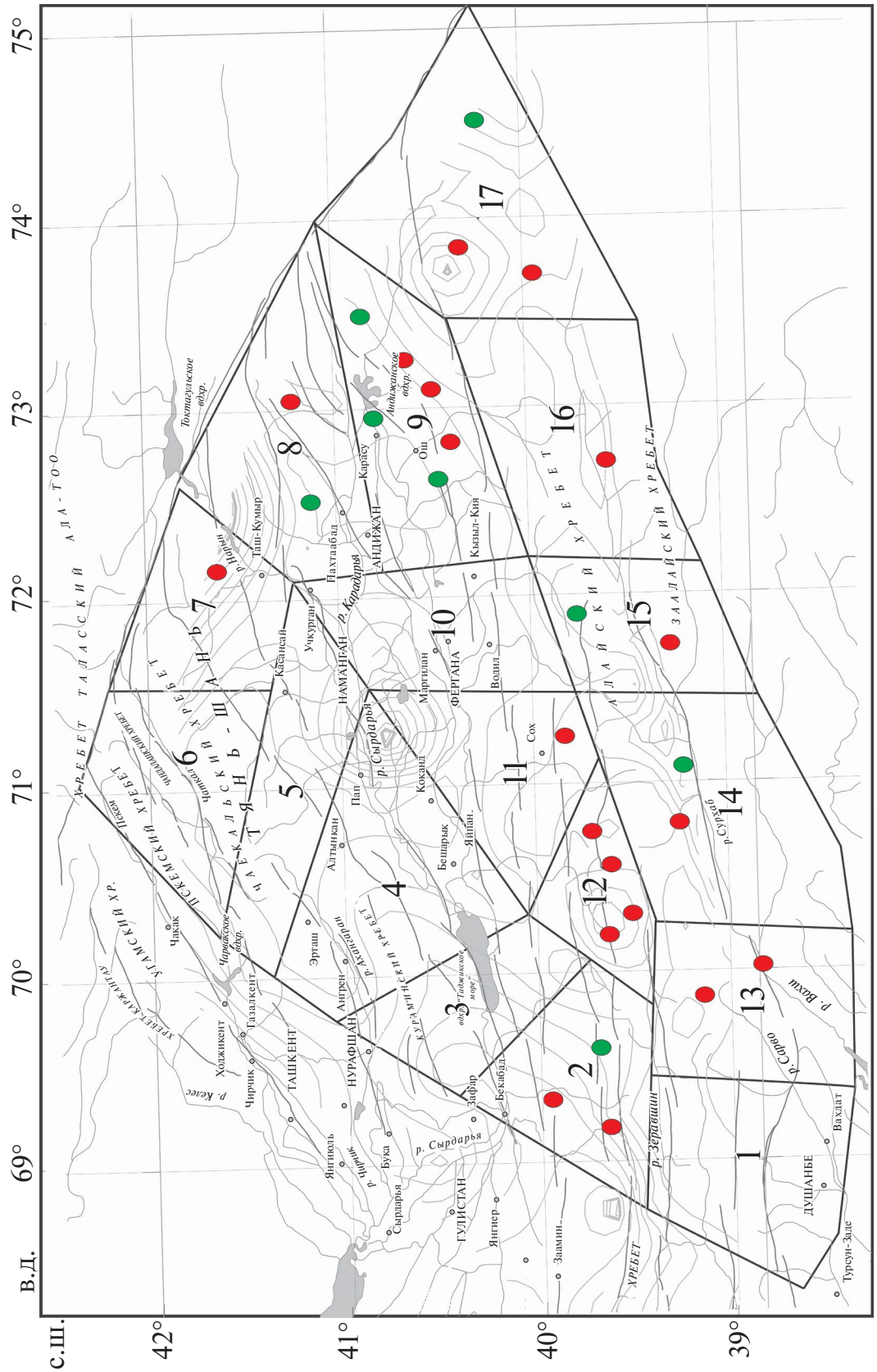

Рис. 2. Территория Ферганской впадины, разделенная на 17 зон, с указанием активных разломов.
Показаны сейсмические события: реальные (кружочки красным); точно предсказанные с помощью алгоритма LSTM (кружочки зеленым).

Табл. 1. Признаки, характерные для мест сильных землетрясений с M>6.5

Зоны	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1
3	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0
4	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0
5	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1
6	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1
7	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1
8	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0
9	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	0	1
10	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1
11	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1
12	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0
13	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
14	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0
15	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0
16	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0
17	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0

РЕТРОСПЕКТИВНЫЙ АНАЛИЗ ПРОГНОЗА СИЛЬНЫХ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ

Представлены результаты эксперимента (табл. 2). Сначала для обучения нейросети использовались сейсмологические данные с 30 признаками, выбранные исключительно для Ферганской впадины [8].

Ретроспективный анализ проделан по отдельным датам с помощью LSTM (см. табл. 2). Нейросеть обучалась с использованием базы данных до 1994 г. включительно.

На вход подавалось последнее землетрясение, произошедшее в 1994 г. с соответствующими признаками в зонах.

На выходе фиксировалась магнитуда и зона будущего землетрясения на 1995 год. Аналогично проверялись данные на 2006, 2008, 2011 и 2014 годы. Из-за того, что для территории Ферганской впадины количества сильных землетрясений недостаточно много, машина могла определить землетрясения с наибольшей магнитудой до $M = 4.6$.

Затем было решено провести глубокое обучение на более широкой сейсмологической базе, а именно – для всей Центральной Азии и затем провести переобучение для территории Ферганской впадины. Поскольку для Центральной Азии в данное время мы не имели 30-ти признаков, обучение производилось исключительно по временному сейсмологическому ряду. Этот прием немного улучшил результаты и дал возможность предсказать землетрясения до магнитуды $M = 5.4$.

Табл. 2. Ретроспективный анализ землетрясений избранных лет по алгоритму LSTM

Дата	с.ш	в.д.	Глубина	Реальная магнитуда (*M*): Зона	Предсказанная по LSTM магнитуда(*M*): Зона
1995	39.4	71.0	5.0	5.1:14	4.45:14
2006	39.53	73.65	5.0	5.0:17	4.6:17
2008	39.5	73.7	30.0	4.5:17	4.6:17
2011	39.55	73.1	30.0	4.8:16	4.6:16
2014	39.38	71.75	13.0	4.7:15	4.5:15

Табл. 3. Сильные землетрясения, произошедшие в 2023 году в Ферганской впадине (по сейсмологической базе данных [4])

Год	Месяц	День	Широта (с.ш.)	Долгота (в.д.)	Глубина (км)	Магнитуда (*M*)	Зона
2023	1	5	39°04'	70°55'	12	4.4	14
2023	1	5	40°27'	74°29'	10	4.0	17
2023	1	20	39°04'	70°58'	10	4.7	14
2023	2	15	40°30'	72°82'	20	4.0	9
2023	2	23	40°24'	73°12'	2	4.0	16
2023	3	18	39°67'	70°00'	10	4.3	2
2023	3	22	39°47'	70°00'	10	5.8	12
2023	3	23	39°45'	69°81'	30	4.5	2
2023	3	23	39°40'	69°92'	15	4.0	12
2023	3	23	39°40'	69°84'	15	4.0	12
2023	3	23	39°29'	70°04'	15	4.0	13
2023	3	29	39°57'	70°36'	13	4.3	12
2023	4	15	40°91'	72°92'	17	4.6	9
2023	4	28	39°25'	70°07'	15	4.0	13
2023	5	2	41°70'	71°60'	10	4.6	7
2023	5	26	40°32'	74°01'	20	4.2	17
2023	7	22	39°51'	72°10'	15	4.0	15
2023	8	17	40°99'	73°13'	10	4.6	9
2023	9	5	41°13'	72°63'	10	4.3	8
2023	9	11	40°10'	71°69'	10	4.5	10
2023	9	17	38°87'	71°70'	10	4.3	15

Табл. 4. Ретроспективный анализ землетрясений, произошедших за девять месяцев 2023 г. в Ферганской впадине с помощью алгоритмов LSTM и ANN

Реальная маннитуда (M)	Предсказанная магнитуда		Реальная зона	Предсказанная зона	
	LSTM	ANN		LSTM	ANN
4.0	4.3	3.9	***17***	17	17
4.7	4.7	4.1	***14***	14	14
4.0	4.4	4.3	***9***	9	9
4.0	4.0	3.7	***16***	8	16
4.3	4.5	4.4	***2***	2	2
5.8	4.3	3.9	***12***	7	7
4.5	4.8	5.6	***2***	7	8
4.0	5.3	4.1	***12***	9	8
4.0	4.4	4.0	***12***	9	8
4.0	4.4	4.0	***13***	9	8
4.3	4.4	3.8	***12***	9	8
4.6	4.1	3.6	***9***	9	9
4.0	4.0	3.5	***13***	7	7
4.6	4.4	3.8	***7***	7	8
4.2	4.5	4.5	***17***	8	17
4.0	4.5	3.9	***15***	15	15
4.6	4.0	3.3	***9***	9	9
4.3	4.0	3.3	***8***	8	7
4.5	4.1	3.6	***10***	10	10
4.3	3.8	3.4	***15***	7	7
–	4.4	4.4	**–**	12	12

На основе переобученной нейросети мы решили провести ретроспективный анализ землетрясений в Ферганской впадине, прошедшие за девять месяцев 2023 года (табл. 3). Были показаны землетрясения с магнитудой $M \geqslant 4$, реальные значения магнитуды и номера зон отмечены красным (см. табл. 3).

Анализ проводился последовательно следующим образом. На вход нейросети подавался первое землетрясение за 2023 год. На выходе нейросеть выдавала предсказанное значение магнитуды и номера зоны следующего землетрясения (табл. 4).

Аналогичный эксперимент проводился также с помощью алгоритма ANN. В таблице 4 зеленым цветом показаны случаи, когда предсказанная зона совпадает с реальным местом землетрясений. Результаты нейросети по алгоритмам LSTM и ANN различаются в четырех случаях, где один алгоритм определяет, а другой не может точно определить место будущего землетрясения. Совместным использованием двух алгоритмов точно определены места 13-ти землетрясений из 21-го реального землетрясения. При этом случаи, где отклонение в магнитуде ΔM составляет не более 0.5, отмечены зеленым цветом (см. табл. 4).

Причин неполного соответствия несколько. Первая причина – это недостаточное количество для глубокого обучения сильных землетрясений.

Вторая причина состоит в том, что имеющиеся в мире сейсмологические базы данных, как правило, очищаются от форшоков и афтершоков и не содержат слабых землетрясений. Но только при глубоком обучении именно такие данные предоставляют важную информацию. И все же алгоритмы глубокого обучения LSTM и ANN сумели определить достаточно сильные землетрясения с магнитудой до $M = 5.6$, указав начальные даты, с точностью до нескольких дней.

Однако целью сейсмологии никогда не было предсказание слабых землетрясений, их достаточно много происходит в наши дни. Всем нужно предсказывать внезапные и катастрофические толчки. Для машинного обучения это, казалось бы, представляет парадокс: самые крупные землетрясения, которые сейсмологам больше всего хотелось бы предсказывать, случаются редко. Как нейросеть сможет получить достаточные объемы обучающих данных, чтобы уверенно предсказывать их? – ученые сталкиваются с отрезвляющей правдой: хотя физические процессы, приводящие разлом на грань землетрясения, и могут стать предсказуемыми, само возникновение землетрясения – рост небольших сейсмических возмущений, приводящих к полномасштабному разрыву разлома – по мнению большей части ученых, содержит элемент случайности. Если это так, то вне зависимости от качества обучения машин, они, возможно, никогда не смогут предсказывать землетрясения так, как ученые смогли предсказывать другие природные катастрофы.

Однако крупный японский сейсмолог Моги, еще в середине 1950-х гг., анализируя пессимизм и оптимизм относительно возможности предсказания землетрясений вообще, указывал, что пессимизм имеет место в тех конкретных случаях, когда отсутствует достаточно полное наблюдение предвестников. И наоборот, успешное предсказание Хейчингского землетрясения 1975 г. в Китае осуществилось благодаря использованию всех возможных предвестников, включая теоретические, инструментальные, и всех возможных информационных данных. Для обработки таких массивов данных незаменимым помощником является глубокое обучение.

ВЫВОДЫ

Для среднесрочного прогноза землетрясений анализа в земной коре Ферганской депрессии Узбекистана авторы проделали следующее:

– статистический, тектонический и физический прогноз землетрясений обобщен в комплекс критериев для алгоритма глубокого обучения искусственного интеллекта;

– для использования в виде входных параметров машинного обучения выбраны предвестниковые признаки землетрясений применительно к земной коре Ферганской депрессии разделением ее на 17 узких зон;

– с помощью алгоритмов LSTM и ANN проведено глубокое обучение нейросети для предсказания мест и времени будущих землетрясений;

– произведен ретроспективный анализ реальных землетрясений за нескольких лет, включая девять месяцев 2023 г.

Полученные результаты показывают возможности проведения мониторинга землетрясений, если объединить научные и инструментальные данные в конкретном регионе.

Благодарности. Авторы благодарят А. Беимбетова (НИИ цифровой технологии и искусственного интеллекта, г. Ташкент, Узбекистан) и м.н.с. Ж. Мамарахимова (Институт сейсмологии, г. Ташкент, Узбекистан) за техническую помощь при выполнении работы. Авторы также признательны анонимным рецензентам за ценные комментарии и редактору М.Н. Шуплецовой (ГИН РАН, г. Москва, Россия) за тщательное редактирование.

Финансирование. Работа выполнена по гранту Фонда по поддержке сферы сейсмологии, обеспечения сейсмостойкости сооружений и сейсмической безопасности при Кабинете Министров Республики Узбекистан на 2023.

Конфликт интересов. Авторы заявляют, что не имеют конфликта интересов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Гвишиани А.Д., Соловьев А.А., Дзебоев Б.А.* Проблема распознавания мест возможного возникновения сильных землетрясений: актуальный обзор // Физика земли. 2020. № 1. С. 5–29. Doi: 10.31857/S0002333720010044
2. *Као Д.Ч.* Исследование и применение нейросетевых технологий в задаче прогнозирования землетрясений (На примере северо-западного района Вьетнама). – Дис. ... к. т. н., (РУДН, г. Москва, Россия. 2013), 166 с.
3. *Кособоков В.Г., Щепалина П.Д.* Времена повышенной вероятности возникновения сильнейших землетрясений мира: 30 лет проверки гипотезы в реальном времени //Физика Земли/ 2020/ № 1. С. 43–52. Doi: 10.31857/S0002333720010068

4. Новый каталог сильных землетрясений на территории СССР с древнейших времен до 1974 г. – Под. ред. Н.В. Кондорской, Н.В. Шебалина – М: Наука, 1977. 536 с.
5. *Asim K.M., Martínez-Álvarez F., Basit A., Iqbal T.* Earthquake magnitude prediction in Hindukush region using machine learning techniques // Nat. Hazards. 2017. Vol. 85. No. 1. P. 471–486. Doi: 10.1007/s11069-016-2579-3
6. *Ashif P., Hojjat A.* Neural network model for earthquake magnitude prediction using multiple seismicity indicator // International Journal System. 2007. Vol. 17. No. 1. P. 13–33.
7. *Ashit K.D.* Earthquake prediction using artificial neural networks // Int. J. Research and Reviews in Computer Sci. (IJRRCS). 2011. Vol. 2. No. 6. P. 2079–2557.
8. *Atabekov I.U., Sadykov Yu.M.* Stress state of the Earth's crust in the Western Tien Shan in Central Asia (Uzbekistan): A mathematical stress model // Geotectonics. 2022. Vol. 56. No. 3. P. 306–320. Doi: 10.1134/S0016852122030037
9. *Atabekov I.U., Sadykov Yu.M., Ibragimov R.S.* The modern active tectonics of the Fergana depression (Uzbekistan): Based on the results of tectonophysical reconstruction of crustal stresses and mathematical modeling of the velocity field // Geotectonics. 2022. Vol. 56. No. 5. P. 631–637.
10. *Bangar D., Gupta D., Gaikwad S., Marekar B., Patil J.* Earthquake prediction using machine Learning Algorithms // Int. J. of Recent Technology and Engineering. 2020. Vol. 8. Is. 6. P. 4684–4688. Doi:10.35940/ijrte.E9110.018620
11. *DeVries P.M.R., Viégas F., Wattenberg M., Meade B.J.* Deep learning of aftershock patterns following large earthquakes // Nature. 2018. Vol. 560. P. 632–634. Doi: https://doi.org/10.1038/s41586-018-0438-y
12. *Kuyuk H.S., Susumu O.* Real time classification of earthquake using deep learning // Procedia Computer Sci. 2018. Vol. 140. P. 298–305. Doi: 10.1016/j.proc.2018.10.316
13. *Mahmoudi J., Arjomand M.A., Rezaei M., Mohammadi M.H.* Predicting the earthquake magnitude using the multilayer perceptron neural network with two hidden layers // Civil Engineer. J. 2016. Vol. 2. No. 1. P. 1–12.
14. *Panakkat A., Adeli H.* Recurrent neural network for approximate earthquake time and location prediction using multiple seismicity indicators // Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering .2009. Vol. 24. No. 4. P. 280–292.
15. *Rouet-Leduc B., Hulbert C., Lubbers N., Barros K., Humphreys C.J., Johnson P.A.* Machine learning predicts laboratory earthquakes // Geophys. Res. Lett. 2017. Vol. 44. P. 9276–9282. Doi: https://doi.org/10.1002/2017GL074677
16. *Salam M., Ibrahim L., Abdelminaam D.* Earthquake prediction using hybrid machine learning techniques // International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2021. Vol. 12. No. 5. Doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120578
17. *Shcherbakov R., Zhuang J., Zöller G., Ogata Y.* Forecasting the magnitude of the largest expected earthquake // Nature Communications. 2019. Vol. 10. Art. 4051. Doi: https://doi.org/10.1038/s41467-019-11958-4
18. *Shi Y., Zhang B., Zhang S., Zhang H.* On numerical earthquake prediction // Earthquake Sci. 2014. Vol. 27. No. 3. P. 319–335. Doi: 10.1007/s11589-014-0082-z
19. *Sholz C.H.* A physical interpretation of the Haicheng earthquake prediction // Nature. 1977. Vol. 267. P. 121–124.
20. *Vardaan K., Bhandarkar T., Satish N., Sridhar S., Sivakumar R., Ghosh S.* Earthquake trend prediction using long short-term memory RNN // International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE). 2019. Vol. 9. No. 2. P. 1304–1312. Doi: 10.11591/ijece.v9i2.
21. *Wang Q., Guo Y., Yu L., Li P.* Earthquake prediction based on spatio-temporal data mining: An LSTM network approach // Transactions on Emerging Topics in Computing (IEEE). 2020. Doi: 10.1109/TETC.2017.2699169
22. Space image, https//topographic-map.com (Accessed January, 2024).

Application of Neural Network Technologies for Tectonic Earthquake Forecast

I. U. Atabekov[a, *], A. I. Atabekov[b]

[a] *Mavlyanov Institute of Seismology, Academy of Sciences of Republic of Uzbekistan, bld. 3, st. Zulfiyakhanum, 100028 Tashkent, Republic of Uzbekistan*

[b] *Digital Technology and Artificial Intelligence Research Institute, Ministry of Digital Technologies of Republic of Uzbekistan, bld. 17A, BUZ-2, 100125 Tashkent, Republic of Uzbekistan*

**e-mail: atabekovi@mail.ru*

Successful earthquake prediction includes statistical, tectonic and physical forecasting. The main requirements for this are the establishment of the laws of earthquake mechanics and control of the geodynamic state in the region at the right times. However, resolving this issue faces difficulties of both theoretical and practical nature. Despite the fact that specialists all over the World have collected the fairly complete database on earthquakes, tectonic, electromagnetic, hydrological, etc. signs of earthquakes, the very nature of predicting the future source remains uncertain. The results obtained in the world on statistical forecasting using artificial intelligence give hope for the possibility of predicting earthquakes if we combine tectonic forecasting with the destruction of materials under experimental conditions and numerical modeling under the roof of deep learning neural network technologies. The paper provides the first results of predicting medium-term tectonic earthquakes using artificial intelligence for the Fergana depression in Uzbekistan.

Keywords: tectonic stress, deformation, numerical model, artificial intelligence, earthquake forecast