



Научная статья

УДК 551.509

<https://doi.org/10.37493/2308-4758.2025.4.3>

ОЦЕНКА МАКСИМАЛЬНОГО РАЗМЕРА ГРАДА ПО ТЕРМОДИНАМИЧЕСКИМ ПАРАМЕТРАМ АТМОСФЕРЫ МЕТОДАМИ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Лежинка Танашевна Созаева^{1*},
Артур Хасанбиевич Кагермазов²

^{1,2} Высокогорный геофизический институт (д. 2, пр. Ленина, Нальчик, 360030, Российская Федерация)

¹ lj_k_62@rambler.ru; <https://orcid.org/0000-0002-9840-3566>

² ka5408@mail.ru; <https://orcid.org/0000-0002-8126-6008>

* Автор, ответственный за переписку

Аннотация.

Градобития наносят значительный ущерб экономике, особенно в аграрном секторе. Однако прогнозирование града осуществляется с недостаточной точностью. Затруднения встречает и определение размера града, который напрямую влияет на величину ущерба. Данное исследование направлено на оценку максимального размера града на основе метеорологических параметров атмосферы. Для этого подбирались данные о максимальном размере града, зафиксированные Ставропольской военизированной службой по борьбе с градом, и соответствующие им температура, влажность, направление и скорость ветра на стандартных изобарических уровнях из глобальной модели атмосферы, как замена результатов аэрологического зондирования. Исследование основывалось на методах нейросетевого моделирования, где зависимой переменной является диаметр выпавшего града, а независимыми переменными выступают атмосферные параметры. Среда SPSS позволила автоматически выбрать нейронную модель, состоящую из одного слоя с четырьмя нейронами. По результатам исследования ошибки на обучающей и тестовой выборках оказались одинаковыми, что указывает на адекватность модели. Дополнительные критерии оценки её качества, такие как диаграммы прогнозов и остатков, также подтвердили адекватность моде-

ли. Установлено, что 65 % вариации максимального размера града объясняется разработанной моделью. Ключевыми параметрами атмосферы, влияющими на максимальный размер града, оказались: индекс неустойчивости Джорджа, температура на уровне конвекции, уровень, на котором разница температур в облаке и окружающей среде достигает максимума, а также средний дефицит влажности в слое выше уровня конденсации на высоте 5 км. Было сделано заключение, что предложенная нейросетевая модель оценки размера града может эффективно применяться службами, занимающимися борьбой с градом.

Ключевые слова: прогноз града, максимальный размер града, глобальная модель атмосферы, параметры атмосферы, нейросетевое моделирование

Для цитирования: Созаева Л. Т., Кагермазов А. Х. Оценка максимального размера града по термодинамическим параметрам атмосферы методами нейросетевого моделирования // Наука. Инновации. Технологии. 2025. № 4. С. 69–84. <https://doi.org/10.37493/2308-4758.2025.4.3>

Конфликт интересов: конфликт интересов отсутствует.

Статья поступила в редакцию 08.08.2025;
одобрена после рецензирования 28.11.2025;
принята к публикации 15.12.2025.

**1.6.18. Atmospheric and climate Sciences
(Physical and Mathematical Sciences)**
Research article

**Estimation of the maximum hail size based
on thermodynamic atmosphere parameters using
neural network modeling methods**

**Lezhinka T. Sozaeva^{1*},
Arthur Kh. Kagermazov²**

^{1,2} Federal state budgetary institution «High-Mountain Geophysical Institute» (2, Lenin Avenue, Nalchik, 360001, Russian Federation)

¹ ljik_62@rambler.ru; <https://orcid.org/0000-0002-9840-3566>

² ka5408@mail.ru; <https://orcid.org/0000-0002-8126-6008>

* Corresponding author

Abstract.

Hailstorms cause significant economic damage, especially in the agricultural sector. However, hail forecast-

ing is performed with insufficient accuracy. Determining hail size, which directly affects the magnitude of losses, is also challenging. This study aims to estimate the maximum hail size based on atmospheric meteorological parameters. To this end, we compiled data on maximum hail size recorded by the Stavropol Militarized Hail Suppression Service, together with the corresponding temperature, humidity, wind direction, and wind speed at standard isobaric levels from a global atmospheric model, used as a substitute for upper-air sounding results. The study was based on neural-network modeling methods, with the diameter of the fallen hail as the dependent variable and atmospheric parameters as the independent variables. The SPSS environment automatically selected a neural model consisting of a single layer with four neurons. According to the results, the errors on the training and test samples were identical, indicating the adequacy of the model. Additional quality assessment criteria, such as prediction and residual plots, also confirmed the adequacy of the model. The key atmospheric parameters influencing the maximum hail size were found to be: the George instability index, the temperature at the convection level, the level at which the temperature difference between the cloud and the surrounding environment reaches its maximum, and the mean moisture deficit in the layer above the condensation level at an altitude of 5 km. It was concluded that the proposed neural-network model for estimating hail size can be effectively applied by services engaged in hail suppression.

Keywords: hail forecast, maximum hail size, global atmospheric model, atmospheric parameters, neural network modeling

For citation: Sozaeva LT, Kagermazov AKh. Estimation of the maximum hail size based on thermodynamic atmosphere parameters using neural network modeling methods. *Science. Innovations. Technologies.* 2025;(4):69-84. (In Russ.). <https://doi.org/10.37493/2308-4758.2025.4.3>

Conflict of interest: the authors declare no conflict of interests.

The article was submitted 08.08.2025;
approved after reviewing 28.11.2025;
accepted for publication 15.12.2025.

Введение

Опасные метеорологические явления наносят значительный ущерб экономике стран по всему миру. В 2024 году общий объем убытков от таких событий составил 320 миллиардов долларов, из которых 57 миллиардов пришлись на экономику США. Ущерб от одного случая града в Калгари (Канада) оценивался в 2,8 миллиарда долларов [8]. Известно, что способность града причинять повреждения определяется его кинетической энергией, которая представляет собой работу, выполняемую силой тяжести при столкновении градин с различными поверхностями. Чем выше масса и скорость градин, тем больше их кинетическая энергия и, соответственно, тем сильнее ущерб. Например, в Ставропольском крае СКФО в течение семи лет на площади 126 т. км² было зафиксировано 12 948 градовых конвективных ячеек, из которых в 35 % случае наблюдались градовые осадки размером 0,5 см и более [1]. Эти явления нанесли ущерб сельскохозяйственным культурам, достигая степени повреждения до 100 %. В современных подходах к разработке моделей града отмечается необходимость прогноза не только града, но и его размера [10, 14, 15].

Традиционно для прогноза града используют результаты аэрологического зондирования, однако их недостаточно: запуски зондов редки, не всегда попадают в пик конвективного развития, а сеть точек измерения ограничена. В то же время современные глобальные численные модели атмосферы (GFS, ECMWF и др.) демонстрируют высокую точность представления структуры термодинамических полей атмосферы с горизонтом прогноза до пяти суток [9, 11, 13]. Ранее нами показано, что выходные поля GFS по набору ключевых параметров сопоставимы с данными аэрологического зондирования [3], что сделало возможным прогнозирование града по данным глобальной модели атмосферы [4]. Результаты этих исследований явились обоснованием возможности проведения оценки максимального размера града.

Цель настоящего исследования – оценить максимальный размер града в локальных условиях по данным глобальной модели атмосферы методами нейросетевого моделирования. Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

- сбор данных наблюдений о датах выпадения и максимальном размере града;
- формирование входных параметров атмосферы из полей GFS с заблаговременностью 24 часа;
- вычисление наиболее информативных признаков зарождения и формирования града;
- построение нейросетевой модели оценки значения максимального размера града;
- оценка значимости и практической применимости полученной модели.

Для разработки нейросетевой модели было привлечено программное обеспечение для статистического анализа SPSS Statistics 27, разработанное компанией IBM [12].

Материалы и методы исследований

Настоящее исследование было проведено с применением данных о максимальном размере града, зафиксированного на поверхности земли военизированными службами, занимающимися активным воздействием на градовые процессы. Эти службы расположены в пределах радиуса, необходимого для репрезентативности данных аэрологического зондирования на метеостанции «Дивное» Ставропольского края. Были собраны сведения о датах выпадения града, а также информация о максимальном размере (диаметр, см) зафиксированного града. К этим датам был сопоставлен набор метеорологических элементов (температура, влажность, направление и скорость ветра) для географических координат исследуемой метеостанции, выбранных из глобальной модели атмосферы. На их основе были вычислены 45 атмосферных параметров, которые наиболее часто используются в существующих методах прогнозирования конвекционных процессов и связанных с ними опасных метеорологических явлений.

Такое большое количество факторов усложняет процесс вычисления прогноза, что обуславливает необходимость их сокращения путем выделения наиболее важных. Отбор осуществлялся с применением бисериального коэффициента корреляции. В резуль-

тате количество атмосферных параметров было уменьшено до десяти наиболее значимых [2]:

- максимальная разность температур в облаке и окружающем воздухе, *DTM*;
- уровень, на котором разность температур в облаке и окружающем воздухе максимальна, *HM*;
- вертикальный градиент температуры в слое выше уровня конденсации на 4–4,5 км, *DTK*;
- суммарная удельная влажность в слое Земля – 500 гПа, *SOZ5*;
- средний дефицит влажности в слое выше уровня конденсации на 5 км, *TDSK5*;
- уровень конвекции, *PH1*;
- температура на уровне конвекции, *TH1*;
- индекс неустойчивости Джорджа, *DJ*;
- индекс интегральной суммы Миллера, *TTMI*;
- энергетическая характеристика подоблачного слоя, *DSS*.

В итоге, для каждой рассматриваемой даты были рассчитаны вышеуказанные информативные параметры атмосферы, которые определяют температурные и влажностные свойства атмосферы. На размер града действительно оказывают влияние количество влаги и значение температуры на разных высотах. Восходящие потоки в конвективных облаках поднимают влажный воздух на более высокие уровни, где водяной пар конденсируется, образуя капли. Низкие температуры на разных высотах в облаке способствуют замерзанию капель, образованию и росту градин. Мощные электрические процессы способствуют образованию более крупных градин.

Для прогнозирования размера града по параметрам атмосферы предлагается использовать математический аппарат нейронных сетей [5, 6, 7]. На вход нейросети поступает набор параметров, каждому из которых случайным образом присваиваются веса. Внутри нейросети находится сумматор, который умножает каждый входной параметр на соответствующий вес и формирует

итоговую сумму произведений. Полученное значение передается в функцию активации, которая отвечает за определение выходного сигнала нейрона. В качестве функции активации могут использоваться сигмоидальная функция или гиперболический тангенс, которые вводят нелинейность в модель, позволяя нейронным сетям обучаться сложным закономерностям, недоступным для линейных моделей. Результат работы функции активации выводится на выход нейрона, после чего он сравнивается с правильным ответом. На этом этапе возникает задача нахождения минимума функции ошибки. Для решения этой задачи обычно применяется алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation). Этот алгоритм позволяет эффективно вычислять градиенты функции ошибки по отношению ко всем весам в сети, используя метод градиентного спуска. В процессе обучения нейронной сети веса обновляются итеративно, что позволяет модели постепенно улучшать свои прогнозы. Обучение продолжается до тех пор, пока ошибка не станет достаточно малой или не будет достигнуто максимальное количество итераций.

Результаты исследований и их обсуждение

Для оценки максимального размера града были отобраны даты с фактом выпадения града в сезоны 2005–2019 гг. По данным глобальной модели атмосферы для этих дат были рассчитаны наиболее информативные параметры, ответственные за конвективные явления.

В SPSS в основном меню «Анализ» выбрали «Нейронные сети» → «Многослойный персептрон». В окно «Зависимые переменные» поместили значения максимального размера града, в «Ковариаты» – параметры атмосферы (независимые переменные). Фрагмент исходных данных приведены в таблице 1.

Архитектура нейросетевой модели была разработана в режиме автоматического подбора, при этом использовалась функция активации «Гиперболический тангенс». С помощью градиентного спуска оптимизировали ошибки нейросетевой модели. Исходный набор данных был разделен на обучающую и тестовую выборки в соотношении 8 : 2.

Таблица 1. ФРАГМЕНТ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ ЗНАЧЕНИЙ МАКСИМАЛЬНОГО РАЗМЕРА ГРАДА И СООТВЕТСТВУЮЩИХ ПАРАМЕТРОВ АТМОСФЕРЫ
Table 1. Fragment of the initial data values of the maximum hail size and the atmosphere parameters respectively

DTM	HM	DTK	SQZ5	TDSR5	PH1	TH1	DJ	TTMI	DSS	D
5,21	6440,52	16,98	21,50	5,08	9748,93	225,67	307,19	56,99	-156,80	3,00
6,80	7439,24	16,16	30,71	3,54	11282,62	222,95	314,50	56,27	-154,69	3,00
8,47	7775,68	14,82	41,44	9,15	12570,54	228,89	312,58	52,09	-123,86	3,00
4,28	7717,01	21,45	26,97	9,62	10345,94	235,46	308,19	51,99	-460,06	,50
5,23	5913,54	15,09	35,63	3,89	10333,26	238,82	311,06	50,72	-252,48	1,00
4,20	4702,85	14,19	22,03	3,79	9410,65	226,36	308,30	55,52	-86,37	2,00
5,63	5371,11	14,97	22,18	4,31	10046,64	225,99	305,43	55,78	-217,19	1,50
6,50	6845,98	14,68	30,13	2,86	11225,09	222,64	311,93	54,81	-121,29	3,00
4,44	5938,52	12,91	34,67	6,20	8486,14	251,36	310,52	52,49	-87,20	1,50
5,22	5829,97	14,52	26,45	4,08	9604,58	232,09	309,10	54,18	-83,80	2,00
6,71	8232,08	17,09	31,53	6,95	10536,67	234,44	308,13	51,42	-127,38	2,00
6,10	5859,41	14,22	28,54	3,17	10136,71	229,45	310,10	54,88	-57,25	2,50
8,33	7677,86	16,32	29,35	6,93	10579,94	230,49	309,73	56,34	-139,56	2,50
6,67	6820,70	16,11	33,65	10,31	11233,34	233,69	309,40	55,77	-267,47	1,00
6,18	7350,68	16,12	28,93	4,93	9869,16	232,48	311,83	54,74	-62,39	2,00
14,56	9945,71	14,22	35,23	10,73	12838,64	224,04	312,18	57,39	-197,09	3,00
5,49	6501,54	16,33	26,96	3,36	10135,61	229,75	309,65	54,83	-194,49	1,00
4,63	7440,88	14,31	30,95	8,09	10262,29	235,76	305,94	48,23	-187,86	2,00
3,47	3656,55	14,18	18,99	4,12	7708,14	237,89	306,23	55,95	-96,27	1,00
8,32	7061,34	14,49	34,09	6,80	11064,85	230,24	315,44	56,41	-103,30	3,00
6,19	6975,46	14,10	27,48	5,50	10623,54	226,81	305,43	52,00	-113,66	,50
3,67	6670,80	16,49	24,51	7,56	9648,75	233,47	303,01	51,04	-185,16	1,50

Источник: составлено авторами. Source: compiled by the authors.

В режиме автоматического подбора была выбрана нейросетевая модель с одним слоем и четырьмя нейронами. Основными параметрами нейронной сети являются ошибка обучения и ошибка на тестовой выборке. Согласно сводке модели, относительные ошибки для обеих выборок составили 0,35, что показывает адекватность разработанной модели (табл. 2).

Таблица 2. СВОДКА МОДЕЛИ
Table 2. Model summary

Обучающее	Ошибка: сумма квадратов	1,650
	Относительная ошибка	0,353
	Используемое правило остановки	100 последовательных шагов без уменьшения погрешности
	Время обучения	0:00:00,02
Тестовое	Ошибка: сумма квадратов	0,375
	Относительная ошибка	0,354

Вычисление ошибок основано на проверяемой выборке

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors

Качество нейросетевой модели дополнительно оценивается по диаграмме прогнозов и остатков. На диаграмме прогнозов, отражающей соотношение между фактическими и предсказанными значениями, точки располагаются близко к диагонали с коэффициентом детерминации равным $R^2 = 0,65$, что указывает на умеренное соответствие между прогнозами и реальными данными (рис. 1). Данный параметр демонстрирует, что 65% вариации зависимой переменной объясняется разработанной моделью. Остатки распределены случайным образом вокруг нуля, что также подтверждает адекватность модели (рис. 2).

В таблице 3 представлены параметры атмосферы, ранжированные по значимости их влияния на максимальный размер града. К числу наиболее значимых показателей относятся:

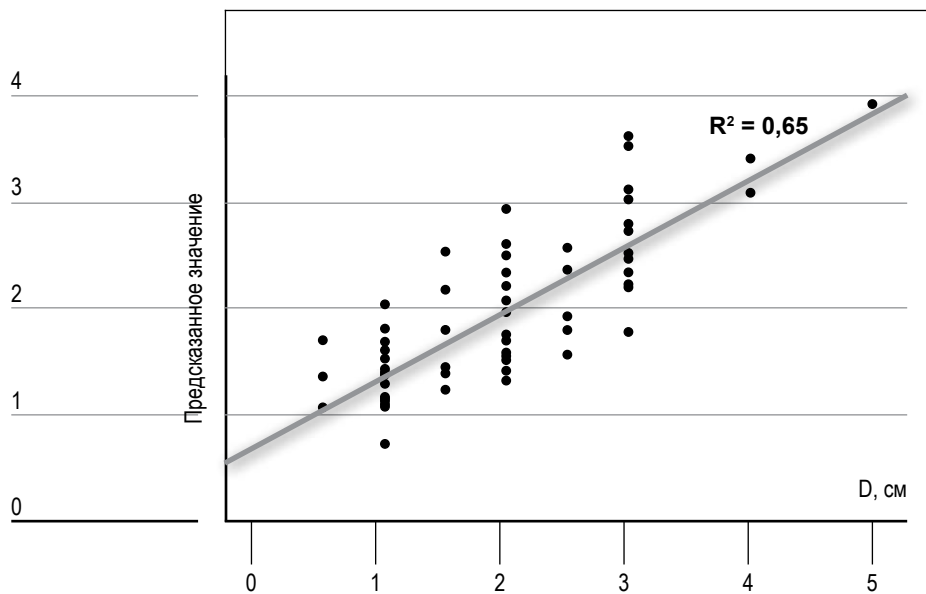


Рис. 1.

Диаграмма прогнозов.

Fig. 1. Diagram of forecasts.

Источник: составлено авторами. Source: compiled by the authors.

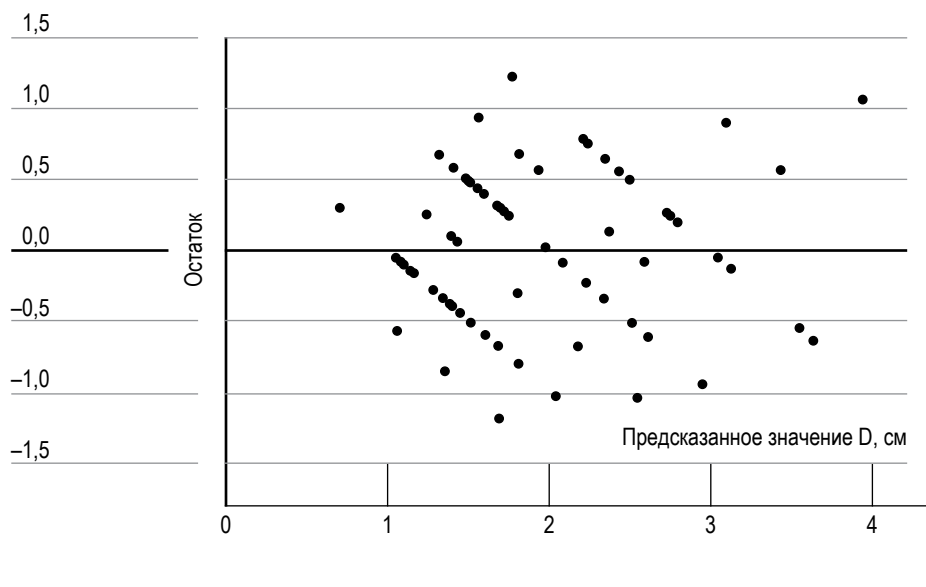


Рис. 2.

Диаграмма остатков.

Fig. 2. Diagram of residuals .

Источник: составлено авторами. Source: compiled by the authors.

- уровень, на котором разность температур в облаке и окружающем воздухе максимальна (97,6 %);
- средний дефицит влажности в слое выше уровня конденсации на 5 км (92,5 %);
- температура на уровне конвекции (94,5 %);
- индекс неустойчивости Джорджа (100 %).

Таблица 3. ЗНАЧИМОСТЬ (ВАЖНОСТЬ) ПАРАМЕТРОВ АТМОСФЕРЫ, ВЛИЯЮЩИХ НА ОБРАЗОВАНИЕ ГРАДА, %
Table 3. Importance of atmosphere parameters influencing on the formation of hail, %

Независимые переменные	Важность	Нормализованная важность
DTM	0,079	55,0%
HM	0,140	97,6%
DTK	0,080	55,9%
SQZ5	0,062	43,2%
TDSR5	0,133	92,5%
PH1	0,051	35,6%
TH1	0,135	94,5%
DJ	0,143	100,0%
TTMI	0,097	67,6%
DSS	0,080	56,1%

Источник: составлено авторами. Source: compiled by the authors.

На значение максимального размера града оказывает наиболее значимое влияние индекс неустойчивости Джорджа, отражающий количество энергии в атмосфере, способствующий интенсивной конвекции и образованию градовых облаков. Остальные значимые параметры определяют режимы влажности и температуры в зоне формирования града.

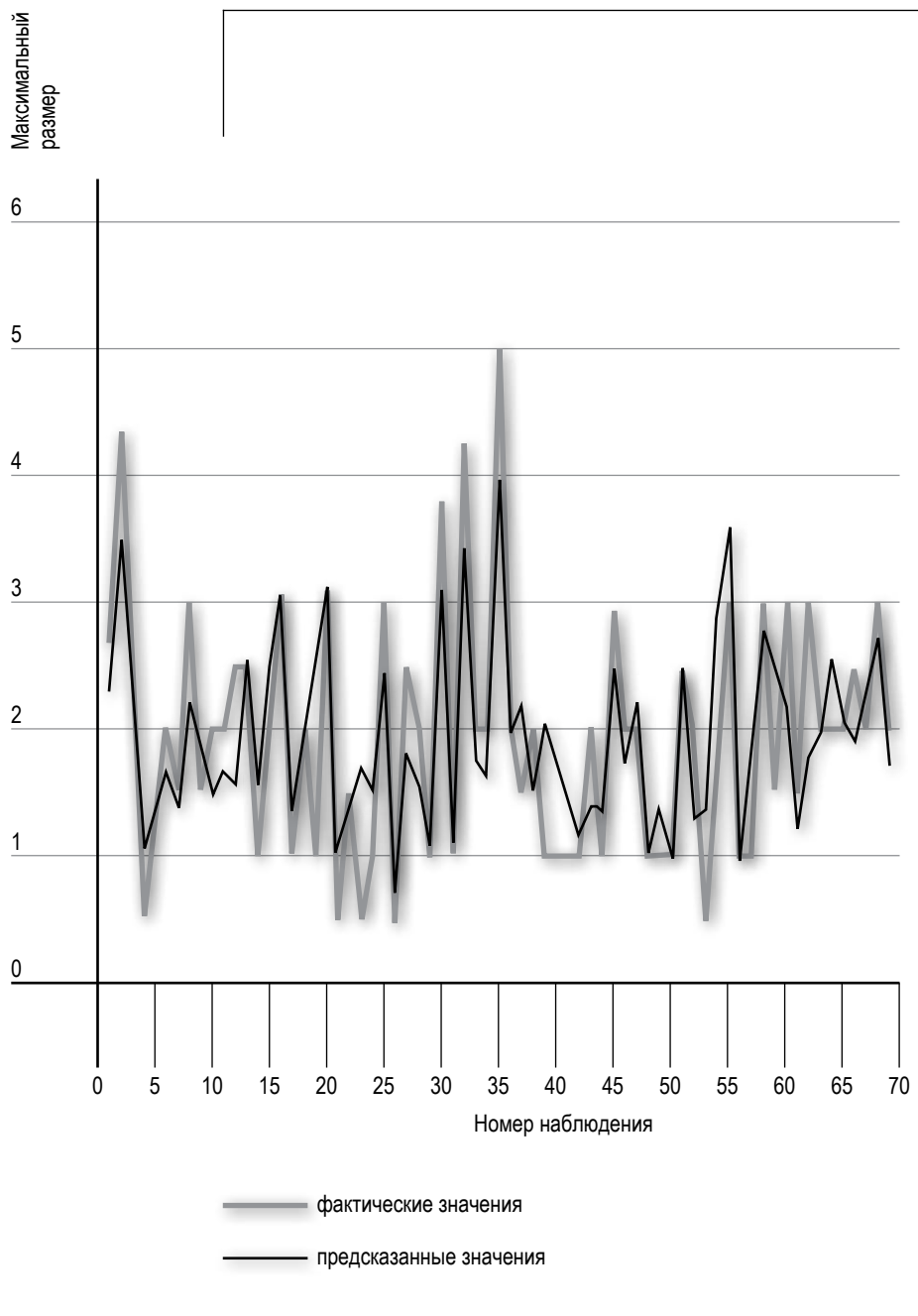


Рис. 3.

Значения максимального размера града из наблюдений и предсказанные по модели.

Fig. 3. Maximum hail sizes from observations and predicted by the model

Источник: составлено авторами. Source: compiled by the authors.

Также был построен график, на котором отображены некоторые фрагменты фактических значений максимальной отражаемости и их предсказанные значения, полученные с помощью нейросетевой модели (рис. 3).

Визуальный анализ адекватности прогноза по сравнению с фактическими данными показал положительные результаты: в целом прогноз соответствует реальным наблюдениям и отражает выявленные тенденции с достаточной точностью.

Заключение

Критерии оценки качества разработанной нейросетевой модели соответствуют требованиям, основанным на анализе ошибок обучения и оценке диаграмм прогнозов и ошибок. Выявлены ключевые параметры атмосферы, влияющие на размер града. Визуализация предсказанных значений в сравнении с наблюдаемыми данными продемонстрировала высокую степень согласия. Будущие исследования будут направлены на оптимизацию архитектуры сети и повышение предсказательной точности за счет расширения объема данных.

Список источников

1. Абшаев А. М. [и др.] Руководство по организации и проведению противоградовых работ / А. М. Абшаев, М.Т. Абшаев, М.В. Барекова, А.М. Малкарова. Нальчик: Печатный двор, 2014. 508 с.
2. Кагермазов А. Х. Цифровая атмосфера. Современные методы и методология исследования опасных метеорологических процессов и явлений. Нальчик: Печатный двор, 2015. 215 с.
3. Кагермазов А. Х., Созаева Л. Т. Валидация выходных данных глобальной модели атмосферы по данным аэрологического зондирования с нарастающей заблаговременностью // Наука. Инновации. Технологии. 2020. № 4. С. 137–148.
4. Кагермазов А. Х., Созаева Л. Т. Использование глобальной модели атмосферы (GFS NCEP) для прогноза грозовых процессов с заблаговременностью до пяти суток. // Гидрометеорология и экология. 2021. № 65. С. 671–680. <https://doi.org/10.33933/2713-3001-2021-65-671-680>

5. Пишем свою нейросеть: пошаговое руководство [Электронный ресурс]. URL: <https://proglab.io/p/neural-nets-guide> (дата обращения: 1.08.2025).
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: Пер. с англ. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
7. Aggarwal C. C. *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. Springer, 2023. 541 p.
8. Climate change is showing its claws: The world is getting hotter, resulting in severe hurricanes, thunderstorms and floods [Electronic resource]. URL: <https://www.munichre.com/en/company/media-relations/media-information-and-corporate-news/media-information/2025/natural-disaster-figures-2024.html>. (accessed: 2.08.2025).
9. Dueben P., Wedi N., Saarinen S., Zeman C. Global simulations of the atmosphere at 1.45 km grid-spacing with the integrated forecasting system // *Journal of the Meteorological Society of Japan*. 2020. Vol. 98. No 3. P. 551–572.
10. Dzombak B. Severe hailstorms are costly and hard to predict // *Eos*. 2021. № 102. <https://doi.org/10.1029/2021EO158268>
11. Haiden T., Janousek M., Vitart F., Ferranti L. Prates F. Evaluation of ECMWF forecasts, including the 2019 upgrade // *ECMWF Technical Memorandum*. 2019. No 853.
12. IBM SPSS Statistics 27. *Neural Networks*. [Electronic resource]. URL: <https://www.ibm.com/docs/ru/spss-statistics/27.0.0/> (accessed: 4.08.2025).
13. National Centers for Environmental Prediction [Electronic resource]. URL: <https://www.emc.ncep.noaa.gov/> (accessed: 4.08.2025).
14. Raupach T. H., Martius O., Allen J. T. et al. The effects of climate change on hailstorms // *Nat Rev Earth Environ*. 2021. No2. P. 213–226. <https://doi.org/10.1038/s43017-020-00133-9>
15. Wellmann C. et al. Comparing the impact of environmental conditions and microphysics on the forecast uncertainty of deep convective clouds and hail // *Atmos. Chem. Phys*. 2020. № 20. P. 2201–2219.

References

1. Abshaev AM, Abshaev MT, Barekova MV, Malkarova AM. Guidelines for organizing and conducting anti-hail work. Nalchik: Pechatnyy dvor, 2014. 508 p. (In Russ.).

2. Kagermazov AKh. Digital atmosphere. Modern methods and methodology for the study of dangerous meteorological processes and phenomena. Nalchik: Pechatnyy dvor; 2015. 215 p. (In Russ.).
3. Kagermazov AKh, Sozaeva LT. Validation the output data of the global model of the atmosphere on data of aerological sensing with increscent lead time. Science. Innovations. Technologies. 2020;(4):137–148 p. (In Russ.)
4. Kagermazov AKh, Sozaeva LT. Use of output data of the global model of the atmosphere (NCEP GFS) for forecasting thunderstorm processes with lead time of up to five days. Journal of Hydrometeorology and Ecology. 2021;(65):671-680. (In Russ.). <https://doi.org/10.33933/2713-3001-2021-65-671-680>
5. Writing our own neural network: a step-by-step guide. Available from: <https://proglib.io/p/neural-nets-guide> [Accessed 1 august 2025]. (In Russ.).
6. Haykin S. Neural Networks: A comprehensive Foundation (2nd Edition). New Jersey: Prentice Hall; 1998. 842 p.
7. Aggarwal CC. Neural Networks and Deep Learning: A Textbook. Springer; 2023. 541 p.
8. Climate change is showing its claws: The world is getting hotter, resulting in severe hurricanes, thunderstorms and floods. Available from: <https://www.munichre.com/en/company/media-relations/media-information-and-corporate-news/media-information/2025/natural-disaster-figures-2024.html> [Accessed 2 august 2025].
9. Dueben P, Wedi N, Saarinen S, Zeman C. Global simulations of the atmosphere at 1.45 km grid-spacing with the integrated forecasting system. Journal of the Meteorological Society of Japan. 2020;98(3):551-572.
10. Dzombak B. Severe hailstorms are costly and hard to predict. Eos. 2021;(102). Available from: <https://doi.org/10.1029/2021EO158268>
11. Haiden T, Janousek M, Vitart F, Ferranti L, Prates F. Evaluation of ECMWF forecasts, including the 2019 upgrade. ECMWF Technical Memorandum. 2019;(853).
12. IBM SPSS Statistics 27. Neural Networks. Available from: <https://www.ibm.com/docs/ru/spss-statistics/27.0.0/> [Accessed 4 august 2025].
13. National Centers for Environmental Prediction. Available from: <https://www.emc.ncep.noaa.gov> [Accessed 4 august 2025].

14. Raupach TH, Martius O, Allen JT et al. The effects of climate change on hailstorms. *Nat Rev Earth Environ.* 2021;(2):213–226. Available from: <https://doi.org/10.1038/s43017-020-00133-9>
15. Wellmann C. et al. Comparing the impact of environmental conditions and microphysics on the forecast uncertainty of deep convective clouds and hail. *Atmos. Chem. Phys.* 2020;(20):2201-2219.

Информация об авторах

Лежинка Танашевна Созаева – кандидат физико-математических наук, доцент, старший научный сотрудник ФГБУ «Высокогорный геофизический институт», Scopus ID: 57204527832, Researcher ID: AIC-6568-2022

Артур Хасанбиевич Кагермазов – заведующий лабораторией атмосферных конвективных явлений, кандидат физико-математических наук, ФГБУ «Высокогорный геофизический институт», Scopus ID: 55185153100

Вклад авторов: все авторы внесли равный вклад в подготовку публикации.

Information about the authors

Lezhinka T. Sozaeva – Cand. Sci. (Physics and Maths), Associate Professor, senior research associate of the laboratory of atmospheric convective phenomena of Federal state budgetary institution «High-Mountain Geophysical Institute», Scopus ID: 57204527832, Researcher ID: AIC-6568-2022

Arthur Kh. Kagermazov – Cand. Sci. (Physics and Maths), head of the laboratory of atmospheric convective phenomena of Federal state budgetary institution «High-Mountain Geophysical Institute», Scopus ID: 55185153100

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article