ОПАСНЫЕ ПРОЦЕССЫ В ГИДРОСФЕРЕ: ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ И ИНЖЕНЕРНЫЕ АСПЕКТЫ
HAZARDOUS PROCESSES IN THE HYDROSPHERE: FUNDAMENTAL AND ENGINEERING ASPECTS

Научная статья / Scientific paper

УДК: 551.578.7

DOI: 10.34753/HS.2026.8.2.163

Оценка интенсивности града на основе регрессионного анализа и нейросетевого моделирования

А. Х. Кагермазов, Л. Т. Созаева

Высокогорный геофизический институт, г. Нальчик, Россия

e-mail: ljk_62@rambler.ru

Аннотация. Опасные конвективные явления, в частности град, наносят значительный экономический ущерб и становятся более частыми и интенсивными, к тому же методы его предсказывания не совершенны. Прогнозирование града, особенно его максимального размера, является сложной задачей, обусловленной дефицитом наблюдательных данных и ограничениями классических методов прогноза. Появление выходной продукции Глобальной модели атмосферы дает новые возможности для совершенствования алгоритмов прогнозирования града. Целью настоящего исследования является оценка максимального размера града по ключевым параметрам атмосферы, рассчитанным по выходной продукции Глобальной модели атмосферы GFS NCEP. Материалом данного исследования послужили фактические данные о датах выпадения и размере града, предоставленные Северо-Кавказской военизированной службой по борьбе с градом за период 2005–2019 гг. В расчет была прията информация о 70 днях с градом. Для исследования привлекались регрессионный анализ и нейросетевое моделирование. Регрессионный анализ позволил выделить основные параметры атмосферы, ответственные за образование града: средний дефицит влажности над уровнем конденсации на 5 км, температура на уровне конвекции, индекс неустойчивости Джорджа, индекс интегральной суммы Миллера, энергетическая характеристика подоблачного слоя. Нормализованный рейтинг значимости предикторов по нейросетевой модели расширил их за счет важного параметра атмосферы − уровня максимальной разности температур в облаке и окружающем воздухе. Получено, что коэффициент детерминации регрессионной модели равен 58 %, а нейросетевой модели 65 %, и по метрике средней абсолютной ошибки нейросетевая модель превосходит регрессионную – 33 % против 48 %. Оба подхода можно применять в системах по борьбе с градом, хотя нейросетевая модель предпочтительна.

Ключевые слова: Глобальная модель атмосферы; аэрологическое зондирование; параметры атмосферы; максимальный размер града; нейросетевое моделирование; прогноз града.

Для цитирования: Кагермазов А. Х., Созаева Л. Т. Оценка интенсивности града на основе регрессионного анализа и нейросетевого моделирования // Гидросфера. Опасные процессы и явления. 2026. Т. 8. Вып. 2. С.163–170. DOI: 10.34753/HS.2026.8.2.163.

Estimation of Hail Intensity Based on Regression Analysis and Neural Network Modeling

Artur Kh. Kagermazov, Lezhinka T. Sozaeva

High-Mountain Geophysical Institute, Nalchik, Russia

e-mail: ljk_62@rambler.ru

Abstract. Dangerous convective phenomena, particularly hail, cause significant economic damage and are becoming more frequent and intense, while forecasting methods are imperfect. Forecasting hail, especially its maximum size, is a complex task due to the lack of observational data and the limitations of classical forecasting methods. The

availability of output from the Global Atmospheric Model offers new opportunities for improving hail forecasting algorithms. The purpose of this study is to estimate of the maximum hail size based on key atmospheric parameters calculated from the output of the Global Atmospheric model GFS NCEP. Two approaches were used for this: regression analysis and modeling using neural networks. Predictive models were created based on the actual data on hail and atmospheric parameters. Regression analysis made it possible to identify the main atmospheric parameters responsible for the formation of hail: the average humidity deficit above the condensation level at 5 km, the temperature at the convection level, the George instability index, the Miller integral sum index, and the energy characteristic of the under cloudy layer. The normalized predictor significance rating based on the neural network model was expanded with an important parameter of the atmosphere − the level of the maximum temperature difference between the cloud and the surrounding air. It was found that the coefficient of determination of the regression model is 58%, and that of the neural network model is 65 %, and according to the metric of the mean absolute error, the neural network model surpasses the regression model – 33 % versus 48 %. Both approaches can be used in hail suppression systems, although the neural network model is preferable.

Keywords: Global atmospheric model; aerological sounding; atmospheric parameters; maximum hail size; neural network modeling; hail forecast.

For citation: Kagermazov A. Kh., Sozaeva L. T. Estimation of Hail Intensity Based on Regression Analysis and Neural Network Modeling. Hydrosphere. Hazard processes and phenomena, 2026, vol. 8, iss. 2, pp. 163–170. DOI: 10.34753/HS.2026.8.2.163. (In Russian; abstract in English).

Введение

Опасные метеорологические явления, часто возникающие в результате вертикальных перемещений воздуха в атмосфере (конвекции), наносят серьезный экономический ущерб и становятся все более частыми и интенсивными[1] [1–4]. В частности, град вызывает огромные финансовые потери по всему миру и продолжает оставаться одним из самых сложных для прогнозирования метеорологических феноменов [5]. Данные выводы сформированы на основе анализа обзорной статьи [6], содержащей 176 ссылок на исследования из разных регионах мира, посвященной современным методам моделирования и прогнозирования града. По мнению научного сообщества одной из главных проблем метеорологии является возможность точного предсказания града, включая его размер [4, 7, 8].

Основными причинами недостаточной точности прогнозов опасных погодных явлений, включая град, являются недостаток информации о состоянии атмосферы, а также несовершенство существующих методов прогнозирования конвекции [7, 9]. В последнее время возникли новые возможности для использования выходных данных Глобальной модели атмосферы[2] [10–11] вместо фактических метеорологических данных. Обоснование данной замены было проанализировано и рекомендовано в работах авторов настоящей публикации [9, 12].

Известно, что интенсивность града определяется его максимальным размером и кинетической энергией [13]. Целью данного исследования является разработка подходов к оценке максимального размера града: регрессионного анализа и нейросетевой модели; и проведение сравнительного анализа. Для достижения обозначенной цели были сформулированы следующие задачи:

– сбор информации о датах выпадения града и соответствующих им максимальных размеров града;

– расчет набора данных ключевых параметров атмосферы, способствующих развитию конвекции, основанных на прогностической продукции Глобальной модели атмосферы для дней с выпадением града;

– разработка регрессионной и нейросетевой моделей для оценки максимального размера града и их последующее сопоставление.

[1] Climate change is showing its claws: The world is getting hotter, resulting in severe hurricanes, thunderstorms and floods – 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).

[2] National Centers for Environmental Prediction – https://www.emc.ncep.noaa.gov/ (accessed: 4.08.2025).

Материалы и методы исследования

Материалы для настоящего исследования условно можно отнести к трем группам:

− фактические данные о максимальном размере града;

− данные о температуре окружающей среды и температуре точки росы и скорости и направления ветра на стандартных изобарических уровнях, выбранные из Глобальной модели для дней с фактом выпадения града;

− данные о параметрах атмосферы, рассчитанные по известным из физики конвективных явлений соотношениям и информацией, полученной из Глобальной модели атмосферы.

Из многолетних наблюдений известно, что град в радиусе 150 км от метеостанции «Минеральные воды» (область репрезентативности данных аэрологического зондирования) выпадает с мая по август, причем максимальное число градобитий приходится на июнь. Градовые процессы, имеющее место в этом регионе, достигают стадии максимального развития к 14 часам. Это же время является временем выпадения града в большинстве случаев. Большинство процессов происходят в предгорной зоне этого региона, причем 80 % процессов из них являются многоячейковыми и охватывают всю территорию рассматриваемого региона. В рамках научно-исследовательской темы ФГБУ «ВГИ» получает сведения о максимальном размере града, выпадавшего в дни с конвективной активностью. Эти данные предоставляются военизированной службой по борьбе с градом. Сбор информации о градобитиях ведется в пределах 150-километровой зоны, охватываемой аэрологическим зондом метеостанции «Минеральные Воды» и регламентируется документом РД 52.37.746-2010 [3]. Для данного исследования в расчет было принято около 70 событий с известным максимальным размером града, имевших место в градовых сезонах 2020–2021 гг.

По данным Глобальной модели атмосферы для каждой из выбранных дат с градом[1] выбирались температура атмосферного воздуха и точки росы, а также направление и скорость ветра на стандартных изобарических поверхностях по географическим координатам метеостанции «Минеральные Воды». Надежность модельных данных была подтверждена путем их сравнительного анализа с фактическими измерениями на этой метеостанции [12].

Полученные данные позволили вычислить широкий спектр параметров (приблизительно 45), которые известны из существующих методов предсказания опасных метеорологических явлений, влияющих на вероятность возникновения и развития градовых процессов. С целью упрощения вычислительных процедур, связанных с конвективными градовыми процессами, был осуществлен отбор наиболее информативных параметров. В этом процессе применялся бисериальный коэффициент корреляции, что позволило уменьшить количество учитываемых атмосферных параметров до следующих [9, 14]:

− наибольшая разность температур в облаке и окружающем воздухе, DTM;

− уровень, на котором разность температур в облаке и окружающем воздухе больше всего, HM;

− вертикальный градиент температуры в слое выше уровня конденсации на 4,0–4,5 км, DTK;

− суммарная удельная влажность в слое Земля – 5 км, SQZ5;

− средний дефицит влажности в слое выше уровня конденсации на 5 км, $TDSR5$;

− уровень конвекции, $PH1$;

− температура на уровне конвекции, $TH1$;

− индекс неустойчивости Джорджа, DJ;

− индекс интегральной суммы Миллера, $TTMI$;

– энергетическая характеристика подоблачного слоя, DS.

Следует подчеркнуть, что между максимальным размером града и параметрами атмосферы существует сложная зависимость, которая может не всегда подчиняться линейным законам. В качестве возможных вариантов для оценки значений максимального размера града по параметрам атмосферы рассматриваются два

[3] РД 52.37.746-2010. Порядок сбора и обработки данных о градобитиях. Нальчик: Прогресс, 2010.

подхода: множественный линейный регрессионный анализ и нейросетевое моделирование.

Множественная линейная регрессия позволяет строить прогнозы, основываясь на предположении о наличии линейной зависимости между максимальным размером града и независимыми переменными (параметрами атмосферы), выявляя наиболее значимые из последних. Сильная корреляция между независимыми переменными усложняет установление их индивидуального воздействия на зависимую переменную, искажает оценку коэффициентов и повышает стандартные ошибки. Прежде чем приступить к регрессионному анализу, необходимо провести предварительную проверку независимых переменных на присутствие мультиколлинеарности. Затем следует построить регрессионную модель и оценить все критерии, характеризующие ее статистическую значимость и практическую применимость.

Отличительной особенностью нейронных сетей является способность обнаруживать скрытые закономерности в сложных системах, которые могут оставаться недоступными для классических линейных методов. Основной компонент нейронной сети являются нейроны, сгруппированные в слои. Каждый нейрон принимает входные данные, преобразует их с помощью весов и функции активации (сигмоидальная или гиперболический тангенс), а затем передает результат на следующий слой. Этот процесс повторяется, пока не будет достигнут выходной слой, который выдает предсказание[4] [15–16].

При использовании этого метода, обычно, набор исходных данных разбивается на обучающую выборку, составляющую 80 % от общего объема, и тестовую выборку, занимающую оставшиеся 20 %. Обучение нейронной сети происходит с помощью алгоритма обратного распространения ошибки, который постепенно настраивает веса с помощью градиентного спуска с целью минимизации разницы между фактическими значениями и значениями, предсказанными ею. Этот процесс позволяет достигать высоких уровней точности в различных задачах. Наиболее распространенный способ оценить, насколько хорошо нейросеть решает задачу прогнозирования, заключается в применении метрик, адаптированных для регрессионных задач.

Известно, что для оценки качества прогноза по различным методам, используется MAPE (средняя абсолютная ошибка в процентах):

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{1}^{n}\left|\frac{D_f - D_p}{D_f}\right| 100\%, \qquad (1)$$

где n – номер наблюдений;

D_f – фактическое значение максимального размера град;

D_p – прогностическое значение максимального размера град.

Рассматриваемые методы оценки максимального размера града реализованы в среде SPSS[5] [17].

Результаты исследований и их обсуждение

В предыдущих работах авторов была получена регрессионная модель оценки максимального размера града вида [18, 19]:

$$D = -17{,}839 + 0{,}123TDSR5 - 0{,}056TH1 + 0{,}123DJ - 0{,}097TTMI + 0{,}006DSS \qquad (2)$$

Коэффициенты параметров атмосферы в уравнении (1) вносят удельный вклад на значение максимального диаметра града 0,33; -0,62; 0,67; -0,73; 0,54 соответственно. Наибольший вклад на значение диаметра града оказывает индекс интегральной суммы Миллера, который почти в 2 раза больше, чем средний дефицит влажности в слое выше уровня конденсации на 5 км.

[4] Пишем свою нейросеть: пошаговое руководство. – https://proglib.io/p/neural-nets-guide (дата обращения: 1.08.2025).

[5] IBM SPSS Statistics 27. Neural Networks. – https://www.ibm.com/docs/ru/spss-statistics/27.0.0/ (accessed: 4.08.2025).

Для полученной модели коэффициент детерминации оказался равным $R^2 = 0{,}58$ (58 % изменений максимального диаметра града определяется совместным изменением параметров атмосферы). Анализ остатков (отклонений наблюдаемых значений от теоретически ожидаемых) по тесту Дарбина-Уотсона (2,08) показал отсутствие автокорреляции. Значение коэффициента Фишера и уровень его значимости не превышали допустимые пределы. Эти критерии указали на адекватность построенной модели.

Далее выполнена оценка максимального размера града с использованием методов нейросетевого моделирования на тех же данных. В процессе автоматического подбора была разработана нейросетевая модель, основанная на многослойном персептроне. В этом подходе была выбрана структура модели с десятью нейронами на входном слое, четырьмя нейронами на скрытом слое и одним нейроном на выходном слое. Выбор функции активации выпал на гиперболический тангенс.

Для оценки качества нейросетевой модели рассматривают уровень ее ошибок в процессе обучения и точность при работе с тестовыми данными. Ошибки на этапе обучения показывают, насколько хорошо модель выявила закономерности в обучающей выборке. Точность на тестовой выборке показывает, насколько успешно модель может обобщать полученные закономерности на новые (тестовые данные). Модель признается адекватной, если она показывает низкие ошибки как на обучающих, так и на тестовых данных, без значительной розницы между этими показателями.

Согласно сводке модели, относительные ошибки для обучающей и тестовой выборок составили 0,35, что указывает на адекватность разработанной модели.

На рисунке 1 представлены остатки (разности между предсказанными и фактическими значениями размера града) для обучающей выборки, которые распределены случайным образом вокруг нуля, что также подтверждает адекватность модели.

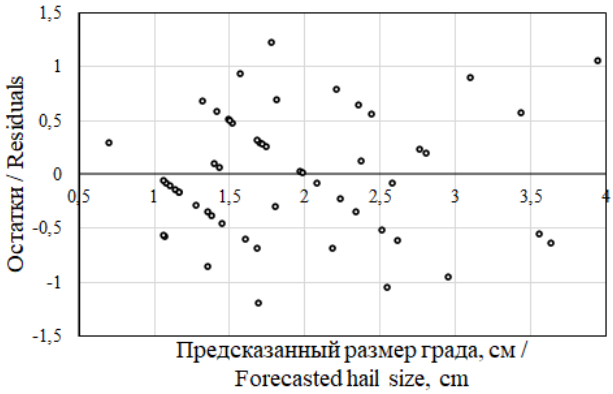


Рисунок 1. Диаграмма ошибок обучающей модели
Figure 1. Error diagram of the training model

Визуализация точности модели на тестовой выборке представлена на рисунке 2. Разброс значений выборки незначителен по длине «усиков», а длина «ящика» свидетельствует о том, что половина выборки сосредоточена вокруг медианы. В целом, визуализация подтверждает, что модель справляется с задачей предсказания на тестовой выборке.

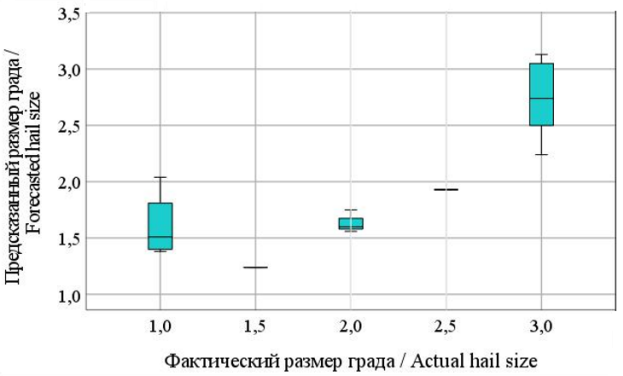


Рисунок 2. Точность модели по тестовой выборке
Figure 2. Accuracy of the model on the test selection

Согласно нейросетевой модели, параметры атмосферы по значимости влияния на максимальный размер града были ранжированы по нормализованной важности в следующем порядке:

– индекс неустойчивости Джорджа (100 %);

– уровень, на котором разность температур в облаке и окружающем воздухе максимальна (97,6 %);

– температура на уровне конвекции (94,5 %);

– средний дефицит влажности в слое выше уровня конденсации на 5 км (92,5 %);

– индекс интегральной суммы Миллера (68 %);

– энергетическая характеристика подоблачного слоя (56 %) и т.д.

По модели регрессии (1) были выделены те же параметры атмосферы за исключением уровня, на котором разность температур в облаке и окружающем воздухе максимальна (HM). В физике образования града в облаках этот параметр играет существенную роль.

В целом, на значение максимального размера града по обеим моделям оказывают наибольшее влияние индекс неустойчивости Джорджа, показывающий количество энергии в атмосфере, способствующий интенсивной конвекции и образованию градовых облаков. Остальные значимые параметры определяют режимы влажности и температуры в зоне формирования града.

Для сравнения результатов оценки максимального размера града, полученных различными методами прогнозирования (нейросетевая модель и регрессионный анализ) с фактическими данными был построен рисунок 3. Визуальный анализ показал положительные результаты: в целом оба метода прогнозирования соответствуют реальным наблюдениям.

Анализ средней абсолютной ошибки прогноза, показал, что нейросетевая модель, имеющая MAPE=33 % значительно превосходит регрессионную модель (MAPE=48 %) в оценке максимального размера града. Это делает нейросетевой подход более предпочтительным для практического применения в оценке риска градобития на основе атмосферных данных.

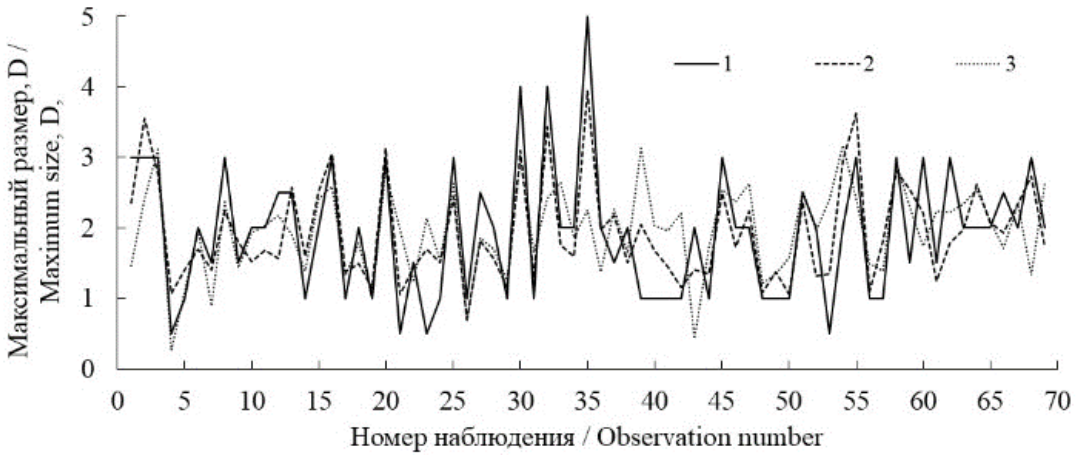


Рисунок. 3. Значения максимального размера града из наблюдений (1), предсказанные по нейросетевой модели (2) и регрессионному анализу (3)

Figure. 3. The values of the maximum hail size from observations (1), predicted by the neural network model (2) and regression analysis (3)

Заключение

Результаты проведенных экспериментов показали, что применение нейронной модели повышает точность предсказаний по сравнению с традиционными статистическими моделями, а накопление данных увеличит преимущество нейросетевой модели. Это открывает новые возможности для дальнейших исследований в сфере метеорологии и прогнозирования града, что может иметь практическое применение в борьбе с градом.

Литература / References

1. Инюхин В.С., Кущев С.А., Суспицина Ю.В. Климатические особенности выпадения града в двух регионах Центрального Кавказа на начало XXI века // Труды ВГИ. 2017. Вып. 100. С. 45–52.
2. Оганесян В.В., Орлова Е.Ф. Оценки рисков нанесения ущербов экономике опасными метеорологическими явлениями погоды // Труды ГМЦ. 2016. № 362. С. 214–223.
3. Шаймарданов В.М. Мониторинг и исследование опасных гидрометеорологических процессов и явлений на территории РФ на основе многофункциональных методов и систем долговременного

хранения их параметров. Дисс. докт. физ.-мат. наук. Обнинск: Всероссийский научно-исследовательский институт гидрометеорологической информации – Мировой центр данных. 2016. 342 с.
Shaimardanov V.M. Monitoring and research of dangerous hydrometeorological processes and phenomena on the territory of the Russian Federation based on multifunctional methods and systems for long-term storage of their parameters: diss. Dr. Sci. (Phys.-Math.). Obninsk, All-Russian Research Institute of Hydrometeorological Information – World Data Center, 2016. 342 p. (In Russian).

4. Kahraman A., Kendon E.J., Fowler H.J. et al. Future changes in severe hail across Europe, including regional emergence of warm-type thunderstorms. Nature Communications, 2025, vol. 16, Article 8438. DOI: 10.1038/s41467-025-62780-0.
5. Dzombak B. Severe hailstorms are costly and hard to predict. Eos, 2021, No. 102. DOI: 10.1029/2021EO158268.
6. Raupach T.H., Martius O., Allen J.T. et al. The effects of climate change on hailstorms. Nature Reviews Earth & Environment, 2021, no. 2, pp. 213–226. DOI: 10.1038/s43017-020-00133-9.
7. Allen J.T. et al. Understanding hail in the earth system. Reviews of Geophysics, 2020, vol. 58, iss. 1, e2019RG000665. DOI: 10.1029/2019RG000665.
8. Wellmann C., Barrett A., Johnson J., Kunz M. et al. Comparing the impact of environmental conditions and microphysics on the forecast uncertainty of deep convective clouds and hail. Atmospheric Chemistry and Physics, 2020, vol. 20, iss. 4, pp. 2201–2219. DOI: 10.5194/acp-20-2201-2020.
9. Кагермазов А.Х. Цифровая атмосфера. Современные методы и методология исследования опасных метеорологических процессов и явлений. Нальчик: Печатный двор, 2015. 215 с.
10. 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, iss. 3, pp. 551–572. DOI: 10.2151/jmsj.2020-016.
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. Кагермазов А.Х., Созаева Л.Т. Использование глобальной модели атмосферы (GFS NCEP) для прогноза грозоградовых процессов с заблаговременностью до пяти суток // Гидрометеорология и экология. 2021. № 65. С. 671–680.
Kagermazov A.Kh., Sozaeva L.T. 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. Hydrometeorology and Ecology, 2021, no. 65, pp. 671–680.
13. Абшаев А.М., Абшаев М.Т., Барекова М.В., Малкарова А.М. Руководство по организации и проведению противоградовых работ. Нальчик: Печатный двор, 2014. 508 с.
14. Методические указания по прогнозу опасных и особо опасных явлений погоды СК УГМС. Ростов-на-Дону, 1974. 91 с.
15. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: Пер. с англ. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
16. Aggarwal C.C. Neural Networks and Deep Learning: A Textbook. Springer, 2023. 541 p.
17. Byuyul A., Tsefel P. SPSS: the Art of Information Processing. Analysis of Statistical Data and Restoration of Hidden Patterns. St. Petersburg: DiaSoftYup Publ., 2005. 608 p.
18. Кагермазов А.Х., Созаева Л.Т. Прогноз града и оценка его размера на основе глобальной математической модели атмосферы // Труды военно-космической академии имени А.Ф. Можайского. 2022. Вып. 685. С. 161–168.

Kagermazov A.Kh., Sozaeva L.T. Hail forecast and estimation of its size based on a global mathematical model of the atmosphere. Proceedings of the A.F. Mozhaisky Military Space Academy, 2022, iss. 685, pp. 161–168.

19. Созаева Л.Т., Кагермазов А.Х., Жабоева М.М. Статистические модели оценки максимального размера града // Труды Главной геофизической обсерватории им. А.И. Воейкова. 2022. № 605. С. 149–163.
Sozaeva L.T., Kagermazov A.Kh., Zhaboeva M.M. Statistical models for estimating the maximum size of hail. Proceedings of the Main Geophysical Observatory named after A.I. Voeikov, 2022, no. 605, pp. 149–163.

Поступила в редакцию / Received 10.10.2025
Принята к публикации / Accepted 14.08.2026

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Кагермазов Артур Хасанбиевич, кандидат физико-математических наук, заведующий лабораторией атмосферных конвективных явлений, Высокогорный геофизический институт, г. Нальчик, Россия; SPIN-код: 8530-6835, ORCID: 0000-0002-8126-6008, Scopus Author ID: 55185153100; e-mail: ka5408@mail.ru.

Созаева Лежинка Танашевна, кандидат физико-математических наук, доцент, старший научный сотрудник, Высокогорный геофизический институт, г. Нальчик, Россия; SPIN-код: 1122-0140, ORCID: 0000-0002-9840-3566, Scopus Author ID: 57204527832, Researcher ID: AIC-6568-2022; e-mail: ljk_62@rambler.ru.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Artur Kh. Kagermazov, Ph. D. (Physics and Maths), Head of the laboratory of atmospheric convective phenomena, High-Mountain Geophysical Institute, Nalchik, Russia; SPIN-code: 8530-6835, ORCID: 0000-0002-8126-6008, Scopus Author ID: 55185153100; e-mail: ka5408@mail.ru.

Lezhinka T. Sozaeva, Ph. D. (Physics and Maths), Associate Professor, Chief Researcher, High-Mountain Geophysical Institute, Nalchik, Russia; SPIN-code: 1122-0140, ORCID: 0000-0002-9840-3566, Scopus Author ID: 57204527832, Researcher ID: AIC-6568-2022; e-mail: ljk_62@rambler.ru.