

*В. В. Лисица\*, К. Г. Гадьльшин, К. А. Гадьльшина, Д. М. Вишнеvский*

## **Применение машинного обучения для подавления численной дисперсии в области временных частот при сейсмическом моделировании в трехмерной постановке**

Институт нефтегазовой геологии и геофизики СО РАН, г. Новосибирск, Российская Федерация

\* e-mail: LisitsaVV@ipgg.sbras.ru

**Аннотация.** В работе представлен численный алгоритм моделирования сейсмических волновых полей, основанный на комбинировании методов машинного обучения и метода конечных разностей. В основе подхода – NDMnet – нейронная сеть, подавляющая численную дисперсию в результатах конечно-разностного моделирования. В этой работе приводится обобщение NDM-net на трехмерный случай при этом подавление численной дисперсии осуществляется в области временных частот, что позволяет существенно сократить вычислительные ресурсы в сравнение с применением NDM-net непосредственно к рассчитанным сейсмограммам во временной области. При моделировании площадной системы наблюдения число сейсмограмм в обучающей выборке составляет не более 1% от общего числа сейсмограмм, что позволяет более чем в десять раз сократить время моделирования полного набора сейсмограмм относительно прямого конечно-разностного моделирования на мелкой сетке.

**Ключевые слова:** методы машинного обучения, сейсмическое моделирование, численная дисперсия

*V. V. Lisitsa\*, K. G. Gadylyshin, K. A. Gadylyshina, D. M. Vishnevsky*

## **Application of machine learning to suppress numerical dispersion in the temporal frequency domain in 3D seismic modeling**

Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, Novosibirsk, Russian Federation

\* e-mail: LisitsaVV@ipgg.sbras.ru

**Abstract.** The paper presents a numerical algorithm for modeling seismic wave fields, based on a combination of machine learning methods and the finite difference method. The approach is based on NDMnet, a neural network that suppresses numerical variance in the results of finite-difference modeling. This work provides a generalization of NDM-net to the three-dimensional case; in this case, the suppression of numerical dispersion is carried out in the time frequency domain, which allows a significant reduction in computing resources in comparison with the application of NDM-net directly to the calculated seismograms in the time domain. When modeling an areal observation system, the number of seismograms in the training set is no more than 1% of the total number of seismograms, which makes it possible to reduce the time of modeling a full set of seismograms by more than ten times relative to direct finite-difference modeling on a fine grid.

**Keywords:** Machine learning, seismic modelling, numerical dispersion

## *Введение*

Численное моделирование волновых сейсмических полей является неотъемлемой частью активно развивающихся процедур специальной обработки сейсмических данных, таких как обращение полных волновых полей (full waveform inversion) и миграции в обратном времени (reverse time migration). Более того, такое моделирование все чаще используется для получения синтетических сейсмограмм, соответствующих характерным сейсмогеологическим моделям для последующего тестирования и апробации процедур обработки [5-7]. Однако сдерживающим фактором развития и применения сейсмического моделирования является его высокая ресурсоемкость. В частности, для моделирования полной площадной системы наблюдения (предельные выносы источник-приемник вдоль линий прием и возбуждения 5 км) на площади в 100 км<sup>2</sup> с кратностью не выше 100 требуется более 300 000 узло-часов на современных вычислительных системах с гибридной архитектурой. Поэтому полноволновое моделирование до сих пор является малораспространенным и выполняется лишь в единичных случаях. В частности, в России в среднем, проводится расчет одного набора данных раз в два года.

Указанные выше оценки машинного времени на расчет сейсмограмм приведены с учетом того, что используются наиболее эффективные численные методы, разработанные специально для решения системы уравнений динамической теории упругости с переменными коэффициентами, – конечно-разностные схемы на сдвинутых сетках четвертого порядка аппроксимации по пространству и второго по времени [3]. А реализация этих методов основана на высокоэффективных методах распараллеливания – метод декомпозиции области с применением технологии MPI в комбинации с технологиями CUDA для расчетов на графических со-процессорах.

Снижение вычислительных затрат может быть достигнуто увеличением шага расчетной сетки, притом увеличение шага в два раза приводит к снижению времени счета в 16 раз. Однако, в этом случае существенно возрастает уровень численной ошибки, выражающийся в численной дисперсии, что приводит к некондиционным материалам [4]. Поэтому в последние годы получило распространение принципиально новое направление в области численного моделирования, основанное на методах машинного обучения. В частности, в работах [1, 8] представлена нейросеть NDM-net (numerical dispersion mitigation neural network). Идея подхода состоит в расчете полного набора данных с использованием достаточно грубой сетки, что может быть сделано быстро. Но такие данные содержат высокий уровень численной дисперсии. После чего, малое количество сейсмограмм рассчитывается с приемлемой точностью на достаточно мелкой сетке. Эти данные используются для обучения нейросети, которая отображает зашумленные данные в качественные. На последнем этапе, обученная нейросеть NDM-net применяется ко всему набору данных для их коррекции. Ранее подход был реализован для профильных сейсмических данных в двумерном случае и показано, что применение NDM-net позволяет до 4-6 раз снизить время счета в сравнении

с методом конечных разностей на мелкой сетке. В этой работе NDM-net обобщается на трехмерный случай.

### *NDM-net в трехмерной постановке*

Стандартная площадная система наблюдения включает в себя линии источников с расстоянием между линиями от 100 до 300 метров и расстоянием между источниками в линии – 20 метров. Приемники также располагаются в линиях (ортогонально линиям возбуждения) с шагом между линиями 50-300 метров и шагом между приёмниками в линии – 20 метров. Следует отметить, что в полевых условиях увеличение плотности пунктов приема связано с существенным удорожанием работ, в то время как при моделировании плотность пунктов приема может быть практически любой, что не приводит к изменению вычислительных затрат. Несложно оценить плотность съемки, которая составляет 500 сейсмограмм на км<sup>2</sup> (следует заметить, что современная высокоплотная сейсмическая съемка доходит до 10 000 сейсмограмм на км<sup>2</sup>). Соответственно при стандартной площади съемки 100-300 км<sup>2</sup> общее число сейсмограмм составляет 50000-150000.

При моделировании сейсмических волновых полей с использованием конечно-разностных схем четвертого порядка аппроксимации по пространству приемлемым является выбор шага, соответствующего 10 точкам сетки на доминирующую длину волны (примерно 5 метров при центральной частоте зондирующего сигнала равной 30 Гц и минимальной скорости волн в среде не ниже 1500 м/с). При этом ошибку фазовой скорости можно оценить аналитически:

$$\begin{aligned} \frac{c^{fd} - c}{c} &= \frac{\omega(\vec{k}, h)}{c|\vec{k}|} - 1 = \frac{\sqrt{3}N}{\gamma\psi\pi} \arcsin\left(\frac{\gamma\psi}{\sqrt{3}} \alpha \sqrt{\hat{k}_1^2 + \hat{k}_2^2 + \hat{k}_3^2}\right) - 1, \\ \hat{k}_1 &= \frac{9}{8} \sin\left(\frac{\pi \cos \alpha \cos(\beta)}{N}\right) - \frac{1}{24} \sin\left(\frac{3\pi \cos \alpha \cos(\beta)}{N}\right), \\ \hat{k}_2 &= \frac{9}{8} \sin\left(\frac{\pi \cos \alpha \sin(\beta)}{N}\right) - \frac{1}{24} \sin\left(\frac{3\pi \cos \alpha \sin(\beta)}{N}\right), \\ \hat{k}_3 &= \frac{9}{8} \sin\left(\frac{\pi \sin \alpha}{N}\right) - \frac{1}{24} \sin\left(\frac{3\pi \sin \alpha}{N}\right), \end{aligned}$$

где  $c$  – скорость распространения волны в среде;  $c^{fd}$  – скорость распространения численного решения;  $N$  – число точек на длину волны;  $\psi$  – число Куранта;  $\alpha$  и  $\beta$  – углы, определяющие направление распространения волны;  $\gamma = c/c_p$ , где  $c_p$  максимальная скорость продольной волны в среде.

На рис. 1 приводится график зависимости ошибки от числа точек на длину волны, точнее

$$\varepsilon = \max_{\alpha, \beta, \gamma} \left| \frac{c^{fd} - c}{c} \right| = \max_{\alpha, \beta, \gamma} \left| \frac{\sqrt{3}N}{\gamma\psi\pi} \arcsin\left(\frac{\gamma\psi}{\sqrt{3}} \alpha \sqrt{\hat{k}_1^2 + \hat{k}_2^2 + \hat{k}_3^2}\right) - 1 \right|.$$

Видно, что ошибка быстро нарастает с уменьшением шага сетки (со вторым порядком), при этом вычислительная сложность алгоритма растет с четвертым порядком с увеличением числа точек на длину волны. Поэтому уменьшение шага сетки не является эффективным способом повышения точности схемы, так как рост вычислительных затрат выше скорости падения ошибки.

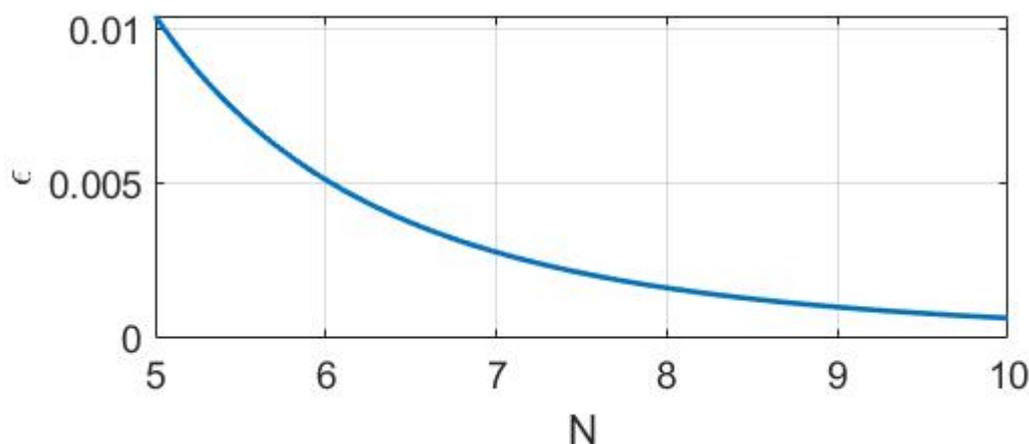


Рис. 1. Зависимость ошибки фазовой скорости от числа точек на длину волны

Поэтому в [1] была предложена идея применения машинного обучения для подавления численной дисперсии в данных сейсмического моделирования. Проведение расчетов для полной системы наблюдения на грубой сетке с дискретизацией пять точек на длину волны может быть проведено относительно быстро, ниже будут приведены времена счета и использованные ресурсы для такого моделирования. Расчеты решения на мелкой сетке с дискретизацией 10 точек на длину волны и выше требуют уже больших вычислительных ресурсов, поэтому их целесообразно проводить лишь для относительно небольшой части источников. После чего NDM-net обучается отображать данные с высокой численной дисперсией в данные, рассчитанные на мелкой сетке. На последнем этапе NDM-net применяется ко всему набору данных для их коррекции. Здесь следует отметить, что объем обучающей выборки напрямую влияет как на качество обучения (чем больше выборка, тем точнее получаемая аппроксимация оператора), так и на общее время работы алгоритма (увеличение обучающей выборки требует проведения дополнительных расчетов). В двумерной постановке вопрос построения оптимальной обучающей выборки обсуждается в [2] и [8], в трехмерной постановке таких работ еще нет, но общая оценка, получаемая из геометрических соображений такова, что для получения приемлемого результата достаточно использования в качестве обучающей выборки одного процента данных.

Отдельно следует отметить, что в этой работе предлагается модификация NDM-net основанная на использовании данных в области временных частот или NDM-net-FFT, предоставленная в [8]. Такой подход позволяет существенно сократить объем данных, поскольку в качестве зондирующего сигнала использу-

ются гладкие функции с ограниченным частотным носителем, в частности импульс Риккера, у которого значимый частотный состав  $\nu \in [\nu_0/2, 2\nu_0]$ , где  $\nu_0$  – центральная частота. При этом сейсмограммы записываются с дискретом от 1 до 4 мс, в результате от 50 до 90% спектра быстрого преобразования Фурье таких данных не содержат значимой информации. В результате NDM-net может быть обучен и применен для коррекции лишь низкочастотной части спектра, что существенно снижает объем вычислений и время работы алгоритма.

### *Численный эксперимент*

Предложенный подход был реализован при расчете данных для модели SEG Overthrust, приведенной на рис. 2. Оригинальная модель была задана на сетке с шагом 25 м, размер модели 25 км по горизонтальным направлениям и 5 км по глубине. В качестве зондирующего сигнала использовался импульс Рикера с центральной частотой 20 Гц, что позволило проводить расчеты на сетках с шагом 25 м (грубая сетка) и 12.5 м (мелкая сетка). Система наблюдения состояла из 100 линий возбуждения с расстоянием 100 м между линиями и 20 м между пунктами возбуждения в линии. Максимальные выносы источник-приемник вдоль линий – 5 км с расстоянием между приемниками – 50 м. При таких размерах модели и шагах сетки, декретированные задачи имели размеры  $440 \times 440 \times 220$  точек для грубой сетки и  $840 \times 840 \times 420$  точек для мелкой сетки, что позволило проводить моделирование поля одного источника на одном графическом ускорителе nVidia A100. Расчет поля одного источника занимал в среднем порядка  $T_c = 3$  мин на грубой сетке и  $T_f = 50$  мин на мелкой сетке.

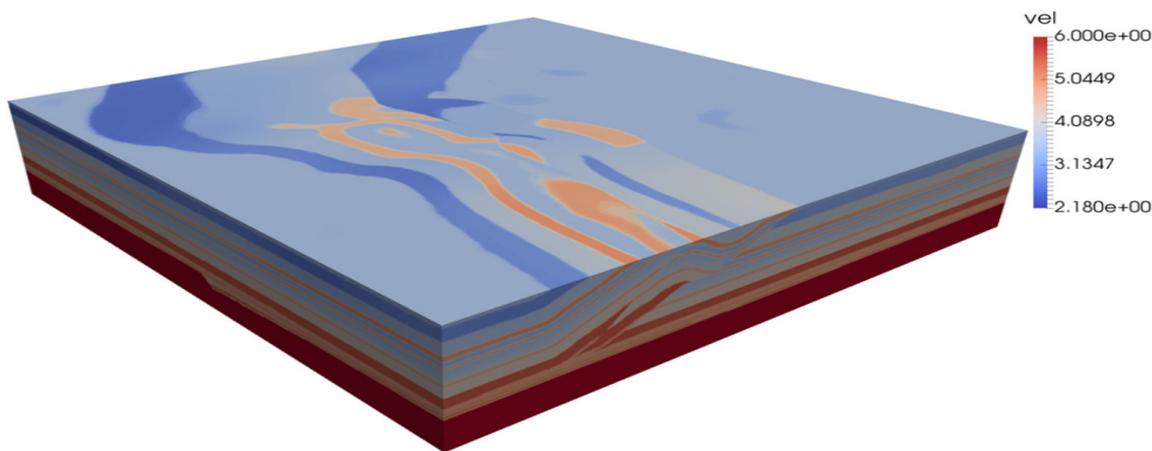


Рис. 2. Скорость продольной волны в модели Overthrust

Для построения обучающей выборки использовался 1% случайно распределенных источников, а валидационным набором выступали данные, соответствующие двум линиям пунктов возбуждения, как показано на рис. 3.

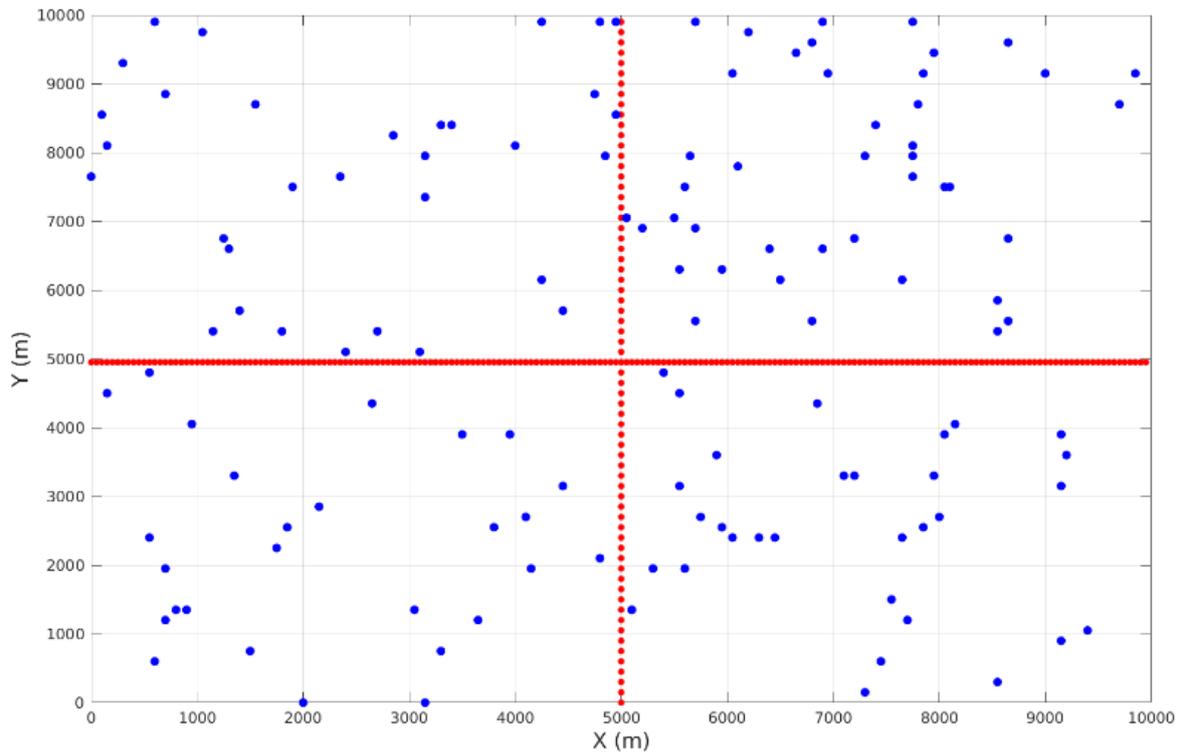


Рис. 3. Положения источников, использованных для построения обучающей (синие) и валидационной (красные) выборок

Пример применения NDM-net для коррекции одной из сейсмограмм валидационного набора приведены на рис. 4. Рассматриваются двумерные сечения сейсмограмм, проходящие через положение источника. Сейсмограммы приводятся в частотной области. Следует заметить, что размер сейсмограмм во временной области составлял  $200 \times 200 \times 1000$  точек, в то время как в частотной области, значимая часть спектра имела размер  $200 \times 200 \times 256$  точек. Из приведенного примера видно, что применение разработанного алгоритма позволило снизить ошибку в данных с 50 до 20% для рассматриваемой сейсмограммы. Следует отметить, что время обучения нейросети составило  $T_s = 600$  мин, что сравнимо со временем расчета 12 сейсмограмм на мелкой сетке. Применение NDM-net для коррекции одной сейсмограммы требовало 3 с, то есть этим временем можно пренебречь. С учетом того, что общее число сейсмограмм в рассматриваемой системе наблюдения составляло 13200, а обучающая выборка содержала 132 сейсмограммы, несложно оценить время расчета полной системы на грубой и мелкой сетках, а также суммарное время работы алгоритма, основанного на NDM-net. Расчет полного набора сейсмограмм на грубой сетке занял  $T_1 = 13200T_c = 660$  ч, время расчета полного набора на мелкой сетке заняло бы  $\tilde{T}_2 = 13200T_f = 11000$  ч, время для построения обучающей выборки  $T_2 = 0.01\tilde{T}_2 = 110$  ч, время на обучение – 10 ч. В результате можно оценить ускорение предложенного алгоритма в сравнении с расчетом на мелкой сетке как

$$S = \frac{\tilde{T}_2}{T_1 + T_2 + T_s} = 14.1$$

То есть предложенный алгоритм позволил ускорить сейсмическое моделирование в 14 раз при сохранении приемлемой точности решения.

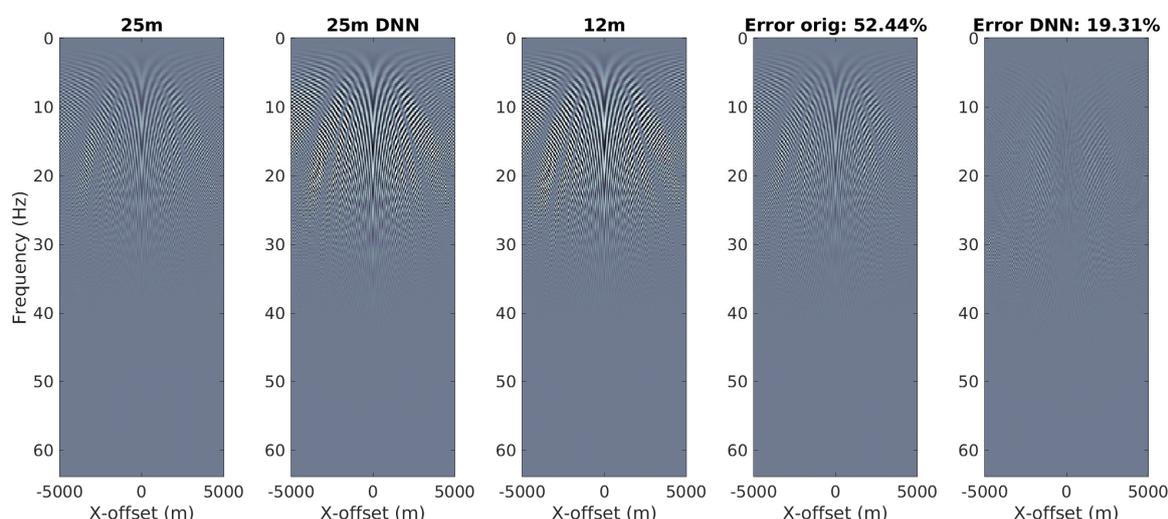


Рис. 4. Сейсмограмма (двумерное сечение) вертикальной компоненты скорости в частотной области. Первое изображение – сейсмограмма, рассчитанная на грубой сетке, вторая – результат применения NDM-net, третья – сейсмограмма, рассчитанная на мелкой сетке, четвертое – разность между точным решением и решением с грубой сетки, пятое – разность между результатом работы NDM-net и точным решением

### *Заключение*

В работе представлено обобщение на трехмерный случай подхода к численному моделированию сейсмических полей, основанного на комбинировании сеточных методов и методов машинного обучения. Идея NDM-net состоит в обучении нейросети отображать зашумленные данные моделирования, полученные на грубой сетке, в данные, рассчитанные на мелкой сетке. В этом случае применение сеточных методов сводится к расчету полного набора данных с использованием грубой сетки, с последующей их коррекцией. На примере модели SEG Overthrust было показано, что для получения результатов с приемлемой точностью, обучающая выборка может содержать всего 1% сейсмограмм от общего их числа в системе наблюдения. В результате, NDM-net позволят до 14 раз сократить время моделирования полного набора сейсмических данных для площадной системы наблюдения.

### *Благодарности*

Работы выполнены при финансовой поддержке РФФ грант № 22-11-00004.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Gadylshin K., Vishnevsky D., Gadylshina K., Lisitsa V. Numerical dispersion mitigation neural network for seismic modeling // *Geophysics*. – 2022. – Vol. 87. – № 3. – P. T237-T249.
2. Gondyul E., Lisitsa V., Gadylshin K., Vishnevsky D. Use of Different Metrics to Generate Training Datasets for a Numerical Dispersion Mitigation Neural Network // *Russian Supercomputing Days*. – Cham : Springer Nature Switzerland, 2023. – P. 299-313.
3. Levander A. R. Fourth-order finite-difference P-SV seismograms // *Geophysics*. – 1988. – Vol. 53. – № 11. – P. 1425-1436.
4. Lisitsa V. Dispersion analysis of discontinuous Galerkin method on triangular mesh for elastic wave equation // *Applied Mathematical Modelling*. – 2016. – Vol. 40. – № 7-8. – P. 5077-5095.
5. Lisitsa V. et al. Use of seismic modelling to develop optimal processing procedures for investigation of pre-jurassic formations // *Saint Petersburg 2020. – European Association of Geoscientists & Engineers, 2020. – Vol. 2020. – № 1.*
6. Oristaglio M. SEAM update: The Arid model – Seismic exploration in desert terrains // *The Leading Edge*. – 2015. – Vol. 34. – № 4. – P. 466-468.
7. Romanchenko I. et al. Full-Waveform Modeling for Solving the Direct and Inverse Seismic Problems in the Tomsk Region // *Saint Petersburg 2020. – European Association of Geoscientists & Engineers, 2020. – Vol. 2020. – № 1.*
8. Гадыльшина К. А., Вишневский Д. М., Гадыльшин К. Г., Лисица В. В. Построение тренировочной обучающей выборки на основе хаусдорфовой метрики в пространстве сейсмограмм для подавляющей численную дисперсию нейронной сети // *Вычислительные методы и программирование*. – 2023. – Т. 24. – № 2. – С. 195-212.

© В. В. Лисица, К. Г. Гадыльшин, К. А. Гадыльшина, Д. М. Вишневский, 2024