

---

# РАДИОЛОГИЯ И РАДИОБИОЛОГИЯ, РАДИАЦИОННАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ

---

## RADIOLOGY AND RADIOBIOLOGY, RADIATION SAFETY

---

УДК 550.835.232:004.032.26

### ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КОЛИЧЕСТВЕННОЙ ОБРАБОТКИ СПЕКТРА ГАММА-ИЗЛУЧЕНИЯ $^{137}\text{Cs}$

А. Н. НИКИТИН<sup>1)</sup>, Е. В. МИЩЕНКО<sup>1)</sup>, О. А. ШУРАНКОВА<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>Институт радиобиологии Национальной академии наук Беларуси,  
ул. Федюнинского, 4, 246007, г. Гомель, Беларусь

Развитие методов машинного обучения для обработки спектрограмм является одним из наиболее перспективных направлений автоматизации и повышения точности  $\gamma$ -спектрометрических измерений. В работе оценена эффективность использования полносвязных и сверточных нейронных сетей для количественного  $\gamma$ -спектрометрического анализа при выполнении измерений с использованием сцинтилляционного NaI(Tl) детектора и свинцовой защиты. Для обучения моделей применялись полусинтетические спектры, представляющие собой поканальную сумму случайно отобранных реальных спектров с короткой продолжительностью измерений. Выполненный анализ показал преимущества искусственных нейронных сетей по сравнению со стандартным аналитическим методом обработки спектра. В зависимости от активности источника, среднеквадратичная ошибка измерения с использованием полносвязной нейронной сети оказалась в 2–4 раза ниже по сравнению со стандартным методом при времени измерения 100 с. В сильно стандартизированных условиях преимущества сверточных нейронных сетей проявляются с увеличением активности источника излучения. Валидация при помощи источников, не использованных при обучении нейронных сетей, показала, что нейронные сети могут иметь преимущества по сравнению со стандартным методом при относительно высокой активности.

---

#### Образец цитирования:

Никитин АН, Мищенко ЕВ, Шуранкова ОА. Оценка эффективности искусственных нейронных сетей для количественной обработки спектра гамма-излучения  $^{137}\text{Cs}$ . *Журнал Белорусского государственного университета. Экология*. 2021;2:44–54.  
<https://doi.org/10.46646/2521-683X/2021-2-44-54>

#### For citation:

Nikitin AN, Mischenko EV, Shurankova OA. Evaluation of artificial neural networks effectiveness for unfolding gamma-spectrum of  $^{137}\text{Cs}$ . *Journal of the Belarusian State University. Ecology*. 2021;2:44–54. Russian.  
<https://doi.org/10.46646/2521-683X/2021-2-44-54>

---

#### Авторы:

**Александр Николаевич Никитин** – кандидат сельскохозяйственных наук; заместитель директора по научной работе.

**Егор Викторович Мищенко** – научный сотрудник лаборатории радиоэкологии.

**Ольга Александровна Шуранкова** – научный сотрудник лаборатории радиоэкологии.

#### Authors:

**Aleksander N. Nikitin**, PhD (agriculture); deputy director for research.

[nikitinale@gmail.com](mailto:nikitinale@gmail.com)

**Egor V. Mischenko**, researcher at the laboratory of radioecology.

[egormischenko@gmail.com](mailto:egormischenko@gmail.com)

**Olga A. Shurankova**, researcher at the laboratory of radioecology.

[shurankova@list.ru](mailto:shurankova@list.ru)

**Ключевые слова:** гамма-спектрометрия; искусственная нейронная сеть; полносвязная нейронная сеть; сверточная нейронная сеть; обработка спектра.

**Благодарность.** Исследования поддержаны грантом Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований Ф20Р-319, а также Государственной программой научных исследований «Природные ресурсы и окружающая среда». Задание 3.05 НИР 4.

## EVALUATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS EFFECTIVENESS FOR UNFOLDING GAMMA-SPECTRUM OF $^{137}\text{CS}$

A. N. NIKITIN<sup>a</sup>, E. V. MISCHENKO<sup>a</sup>, O. A. SHURANKOVA<sup>a</sup>

<sup>a</sup>*Institute of Radiobiology, National Academy of Sciences of Belarus,  
4 Fiadzuninskaya Street, 246007 Gomel, Belarus*

*Corresponding author: Nikitin A. N. (nikitinale@gmail.com)*

Development of machine learning methods for spectrum processing is one of the most promising ways for gamma-spectrometry automation and accuracy improvement. Effectiveness of fully connected and convolution neural networks for quantitative  $\gamma$ -spectrometry analysis using scintillation detector NaI(Tl) and lead shielding is presented in the article. Semi-synthetic spectrums were used for the models training; the semi-synthetic spectrums are in channels additions of random spectrums measured at a short duration. The analysis shows advantages of artificial neural networks compare to the common analytical method of spectrum unfolding. The mean square error of activity evaluation is 2–4 times lower than the common method if measuring time is equal to 100 s. In highly standardized conditions of measuring, the advantages of convolution neural networks appear with increasing radiation source activity. Validation with sources not used in training of neural networks has shown fully connected and convolution neural networks can have advantages over the standard method when activity of  $\gamma$ -radiation source is relatively high.

**Keywords:** gamma-spectrometry; artificial neural network; fully connected neural network; convolution neural network; spectrum unfolding.

**Acknowledgments.** This study was supported by the Belarusian Republican Foundation for Fundamental Research grant F20R-319 and Belarussian state scientific research program «Natural Resources and Environment» (2021–2025) task 3.05.4.

### Введение

Гамма-спектрометрия является одним из центральных методов оценки загрязнения объектов окружающей среды радиоактивными изотопами. Она применяется также в ряде других областей: активационный неразрушающий анализ химического состава образцов, геологические исследования, контроль выгорания топлива в ядерном реакторе, эксперименты с радиоактивными метками, системы безопасности и др. Поиск подходов для повышения точности и надежности спектрометрических измерений является важной задачей прикладной радиометрии.

Методы  $\gamma$ -спектрометрии обладают довольно высокой чувствительностью, позволяющей количественно и качественно определять содержание изотопов радиоактивных элементов в образцах различного происхождения. Для подготовки заключения о содержании в образце тех или иных радиоизотопов, полученная от детектора спектрограмма должна пройти специальную обработку. Обычно такая обработка включает сглаживание спектра (избавление от статистических шумов), обнаружение пиков полного поглощения и качественная идентификация радиоизотопов на основании калибровки по энергии, очистка пика полного поглощения от шумов (вычитание фона), разделение сдвоенных пиков (при необходимости), оценка скорости счета в пике полного поглощения и расчет содержания радионуклида в образце на основании калибровки по эффективности. Каждая из процедур привносит свою ошибку в результат, величина которой определяется как особенностями спектрограммы, так и используемым методом обработки. Обработка спектра выполняется специалистом, имеющим специальную подготовку. В современных спектрометрических комплексах значительная часть операций выполняется автоматически с использованием вычислительных средств, но все еще требуется управление и контроль со стороны специалиста. Причем в сложных ситуациях от опыта оператора могут сильно зависеть результаты измерений.

Принципиально иным подходом к обработке спектрограмм является использование методов машинного обучения, в частности, искусственных нейронных сетей для качественного и/или количественного определения радиоизотопов в образцах, оценки изотопных отношений, качества полученного спектра,

выявления аномалий (в системах радиационной безопасности) и для других целей. Попытки использования искусственных нейронных сетей для анализа спектров ионизирующих излучений предпринимались на протяжении последних двух десятилетий [1–5]. В этих решениях использовались, как правило, однослойные искусственные нейронные сети. Широкого практического применения такие решения не нашли, поскольку эффективность их мало отличалась от работы оператора. Однако в связи с развитием методов глубокого обучения, применение искусственных нейронных сетей в спектрометрии ионизирующих излучений потенциально может дать новые результаты, достижение которых другими методами маловероятно. Подтверждением тому могут служить успехи в использовании глубоких нейронных сетей для отделения редких сигналов возникающих при распаде естественных радионуклидов на фоне шумов [6].

Перспективным направлением развития методов автоматизации  $\gamma$ -спектрометрии представляется использование сверточных нейронных сетей. Одномерные фильтры-свертки заданной ширины с обучаемыми картами признаков в многослойных сверточных нейронных сетях отлично подходят для одновременной обработки локальных элементов, к которым с полным основанием можно отнести пики спектра, а также крупномасштабные особенности спектра, включающие пик обратного рассеяния, комптоновское распределение, фоновые шумы и т. д. Основной гипотезой настоящего исследования является предположение о том, что подобный одновременный учет всех особенностей спектра с использованием нейронной сети позволит повысить точность измерения. Кроме того, использование нейронной сети должно повысить автономность измерительных систем и снизить зависимость качества измерений от подготовки оператора.

Целью настоящего исследования является анализ эффективности многослойных полносвязной и сверточной нейронных сетей для обработки спектра  $\gamma$ -излучения при количественном определении активности заданного радиоизотопа в стандартизированных условиях.

### Материалы и методы исследования

Анализ эффективности использования нейронных сетей проведен для сцинтилляционного детектора NaI(Tl) и точечного источника излучения  $^{137}\text{Cs}$  активностью 10 КБк. Для проведения работ сформирован набор полусинтетических спектров с различной виртуальной активностью точечного источника. Полусинтетические спектры сформированы путем сложения реальных спектров в присутствии и отсутствия (фон) точечного источника в различных пропорциях. Каждый полусинтетический спектр представляет собой сумму из 100 случайно отобранных реальных спектров, продолжительность которых 1 с (живое время). Всего использовано 17489 спектров фона и 14574 спектров в присутствии источника излучения. Доля спектров, полученных в присутствии источника, определяла виртуальную активность для данного полусинтетического спектра:

$$A = A_0 \frac{N_{src}}{N_{bkg} + N_{src}}, \quad (1)$$

где  $A$  – виртуальная активность источника полусинтетического спектра, Бк;  $A_0$  – активность источника, использованного при наборе спектров, Бк;  $N_{bkg}$  – количество спектров фона, использованных для синтеза спектра;  $N_{src}$  – количество спектров в присутствии источника излучения, использованных для синтеза спектров. Преимущества использования подобного подхода представлены в [7].

Для набора реальных спектров использован интеллектуальный блок детектирования BDKG-07 (SN:6387) производства Атомтех (Республика Беларусь) на основе детектора NaI(Tl) Ø63х63 мм, помещенный в свинцовую защиту. Блок детектирования подключался к компьютеру через блок сопряжения. Запись спектра осуществлялась в программе ATAS (Атомтех).

Описанным выше методом сформировано 10 тыс. полусинтетических спектров для тренировки моделей и 1000 спектров для их валидации. Примеры полусинтетических спектров приведены на рис. 1.

Обработка данных проведена с использованием языка Python и пакетов Pandas, Numpy, SciPy. Разработка нейронных сетей осуществлялась с использованием пакета PyTorch. В качестве меры точности обработки спектра использована среднеквадратичная ошибка между виртуальной активностью источника и результатами ее оценки разными методами.

### Результаты исследования и их обсуждение

В общем виде задача обработки спектра  $\gamma$ -излучения заключается в нахождении активности заданного радионуклида  $A_i$  по наблюдаемой скорости счета в совокупности каналов детектора  $N_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ), где  $m$  – количество каналов детектора. При этом для каждого радионуклида характер отношения между  $N_i$  и  $A_i$  имеет свои особенности.

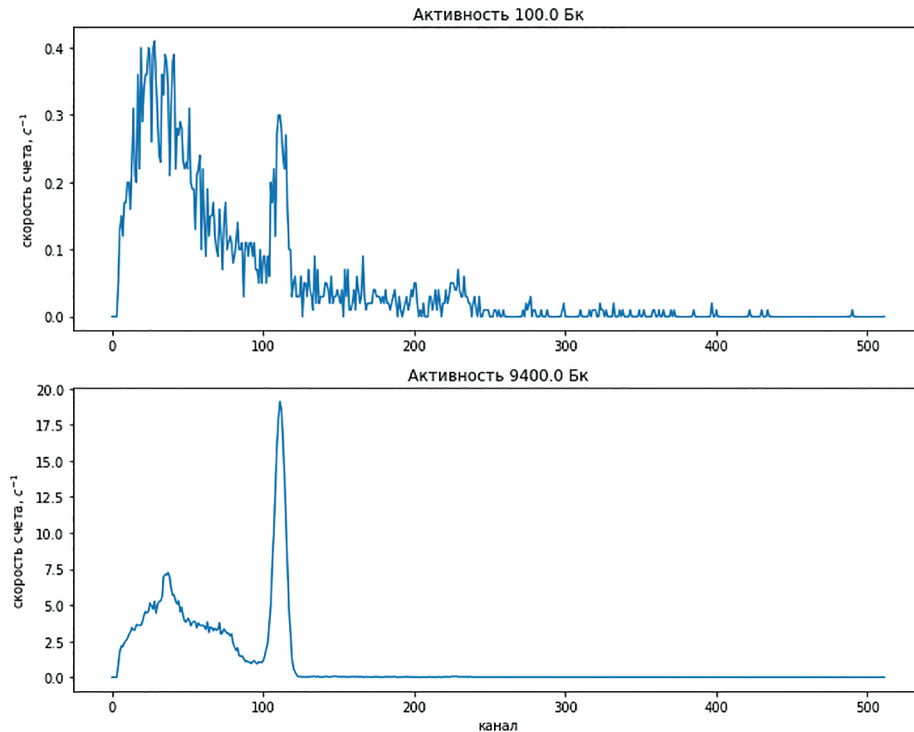


Рис. 1. Примеры полусинтетических спектров, сформированных методом случайного смешивания спектров фона и в присутствии источника

Fig. 1. Samples of semi-synthetic spectrums generated by random mixing of background spectrums and spectrums with presence of radiation source

**Оценка точности обработки спектров с использованием традиционного подхода.** В традиционном подходе для оценки  $A_i$  используются показатели скорости счета не во всех каналах детектора, а только в тех, энергия которых близка к энергии (энергиям)  $\gamma$ -квантов, испускаемых при радиоактивном распаде измеряемого радионуклида. Области спектра, близкие к данным каналам, используются для оценки фоновой скорости счета в диапазоне энергий  $\gamma$ -квантов измеряемого радионуклида. Остальная часть спектра в обработке не учитывается.

В качестве исходного уровня точности спектрометрического анализа использованы результаты, полученные на валидационном наборе спектров с использованием традиционных подходов  $\gamma$ -спектрометрии. Для этого вначале произведена калибровка детектора по спектру, полученному в присутствии источника известной активности (сумма спектров общей продолжительностью 14574 с). Центр и края пика полного поглощения  $\gamma$ -квантов  $^{137}\text{Cs}$  в области 662 кэВ установлены методом производной [8]. Скорость счета в пике полного поглощения определяемого радиоизотопа получена после отнимания площади фона, найденной методом трапеции [9]. Эффективность детектора в области 662 кэВ определена как частное нетто-скорости счета к активности источника.

На этапе валидации правая и левая граница пика полного поглощения  $\gamma$ -квантов  $^{137}\text{Cs}$  определялась на основании данных, полученных при калибровке детектора. Традиционно эти параметры устанавливаются в каждом случае отдельно, что вносит дополнительную погрешность в результаты измерения. Поэтому оценку точности традиционного метода можно признать несколько завышенной. От площади пика полного поглощения отнималась площадь фона, полученная методом трапеции для каждого из валидационных образцов отдельно. Активность источника вычислялась с помощью значения эффективности, определенного при калибровке. Точность измерения активности, оцененная с помощью среднеквадратичного отклонения, составила 4701,57 (меньше – лучше). Сопоставление истинной и рассчитанной активности источника представлено на рис. 2.

Анализ показывает высокую сходимость результатов. Абсолютное значение отклонения измеренного значения от истинного несколько увеличивается в области более высоких активностей.

**Оценка точности обработки спектров в полносвязной нейронной сети.** Итак, любая нейронная сеть является математической моделью для преобразования из  $R^N$  в  $R^M$ . В случае  $\gamma$ -спектрометрии  $R^N$  – это спектрограмма, включающая  $N$  каналов, а  $R^M$  – качественная или количественная оценка содержания  $M$  радионуклидов.



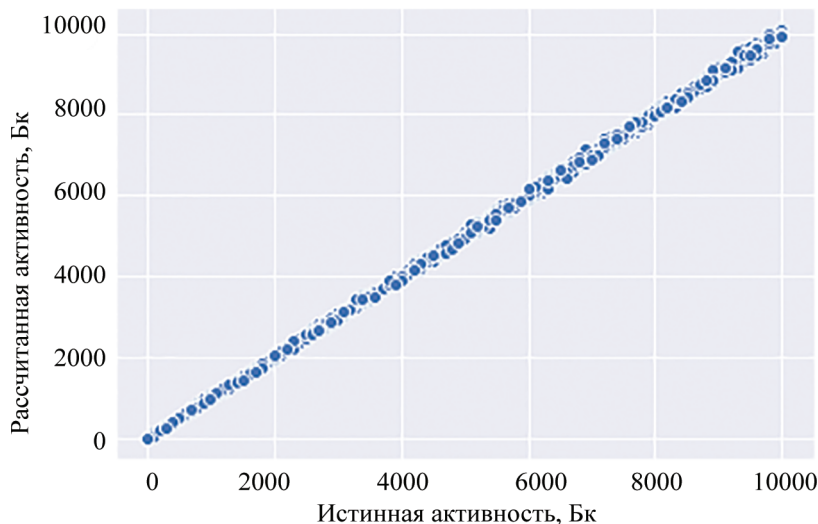


Рис. 2. Сопоставление истинной и рассчитанной активности источника традиционным способом

Fig. 2. Comparison of true and evaluated by common method activity of radiation source

Полносвязная нейронная сеть для обработки спектра  $\gamma$ -излучения от одного радионуклида ( $^{137}\text{Cs}$ ) была построена из двух скрытых слоев (100 и 10 элементов) и выходного (один элемент). На вход искусственной нейронной сети подавались значения скорости счета с 512 спектрометрических каналов без предварительной обработки. Функция активации в скрытых слоях – ReLU. В выходном слое функция активации не использовалась. Гиперпараметры полносвязной нейронной сети определены на предварительном этапе методом случайного перебора по минимальному значению среднеквадратичной ошибки между рассчитанным и истинным значениями. Протестированы следующие значения гиперпараметров нейронной сети: количество элементов в первом скрытом слое – 32, 64, 80, 100, 150, 200; количество элементов во втором скрытом слое – 2, 4, 8, 10, 12, 16; функция активации – Sigmoid, Tanh, ReLU, Leaky ReLU; количество объединяемых каналов на входе модели (Average pooling) – 1, 2, 4, 8.

Обучение полносвязной нейронной сети производилось методом Adam в 1500 эпохах, темп обучения – 0,02. Ход обучения искусственной нейронной сети представлен на рис. 3. Точность измерения удельной активности с помощью данного метода, оцененная методом среднеквадратичного отклонения, достигла 1325,29, что лучше более чем в три раза по сравнению с традиционным методом. Функция потерь на валидационной выборке очень близка к таковой на тренировочной. Переобучение модели не зафиксировано.

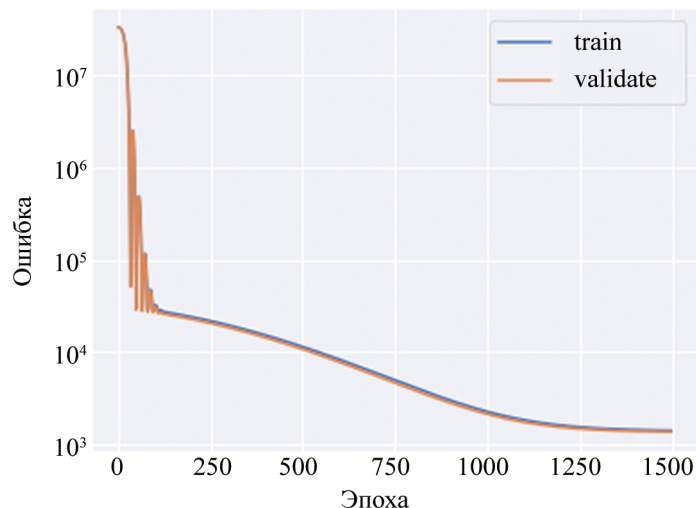


Рис. 3. Ход обучения полносвязной искусственной нейронной сети для количественного определения  $\gamma$ -излучающих радионуклидов

Fig. 3. Training of fully-connected artificial neural network for quantitative determination of  $\gamma$ -emitting radioisotopes

Сопоставление истинной и рассчитанной активности источника представлено на рис. 4. Результаты анализа указывают на высокую сходимость результатов оценки активности с истинными значениями при

использовании относительно простой нейронной сети. Абсолютные расхождения с истинными значениями в области высоких значений несколько ниже по сравнению с использованием традиционного подхода.

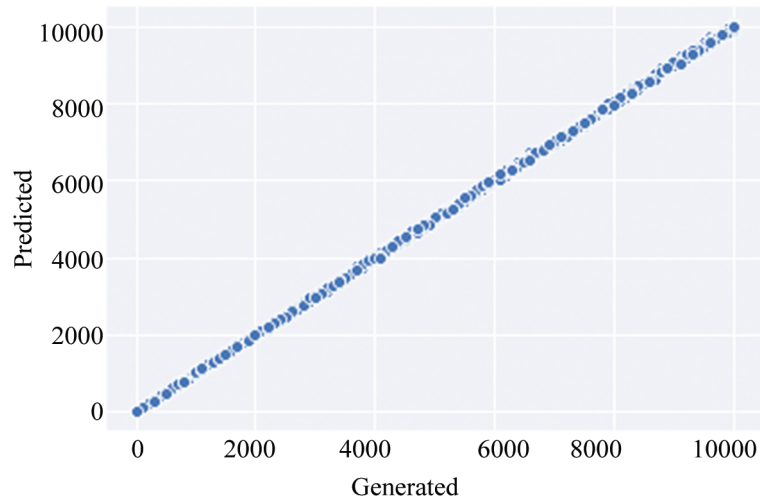


Рис. 4. Сопоставление истинной и рассчитанной активности источника в полносвязной искусственной нейронной сети

Fig. 4. Comparison of true and evaluated by fully connected neural network activity of radiation source

**Оценка точности обработки спектров в неспециализированной сверточной нейронной сети.** Полносвязная нейронная сеть не может учитывать взаимосвязи между соседними каналами спектра. При этом спектр имеет определенную одномерную структуру, выражающуюся в наличии пиков, плато комптоновских распределений и других элементов. Сильным преимуществом сверточных нейронных сетей является именно учет взаимного расположения входных сигналов в энергетических каналах. С помощью тренируемых фильтров они «распознают» типичные элементы, анализ присутствия и степень проявления которых поступает в последующие слои в качестве набора свойств, служащих основанием для строительства итогового ответа модели. В связи с этим представляется весьма перспективным применение одномерных сверточных нейронных сетей для обработки  $\gamma$ -спектрометрического сигнала.

Следует отметить, что было испытано две несколько отличающиеся архитектуры глубоких нейронных сетей для обработки спектра  $\gamma$ -излучения. Первая нейронная сеть построена из трех сверточных 1d слоев, содержащих 3, 6 и 12 фильтров соответственно, размером  $1 \times 9$  с отбором максимального из двух соседних элементов на выходе каждого из слоев (max-pooling) и соответствующим уменьшением размерности вдвое. Далее были подключены три полносвязных слоя размером 684, 100 и 25 элементов соответственно. На вход сверточной нейронной сети подавались значения скорости счета в 512 спектрометрических каналах без предварительной обработки. Функция активации в сверточных слоях и двух первых полносвязных слоях – ReLU. В выходном слое функция активации не использовалась.

Вторая сеть глубокого обучения отличалась уменьшением размера фильтра свертки до  $1 \times 5$ , но количество таких фильтров составляло 8, 16 и 32 в трех последовательных сверточных слоях с субдискретизацией вдвое в каждом из слоев. Размеры полносвязных трех слоев составили 1920, 64 и 8.

Обучение сверточных нейронных сетей производилось методом Adam в 6000 эпохах, его темп – 0,0003. Ход обучения нейронных сетей показан на рис. 5 и 6. Для предотвращения переобучения моделей использовалась ранняя остановка по ошибке на валидационной выборке. По итогам обучения среднеквадратичная ошибка для сверточной нейронной сети 1 составила 1480,96, а для сверточной нейронной сети 2 – 1588,17. Это существенно лучше по сравнению с традиционным методом, но несколько хуже при сравнении с испытанной полносвязной нейронной сетью. Функция потерь на валидационной выборке очень близка к таковой на тренировочной. Сопоставление истинной и рассчитанной с помощью сверточной нейронной сети 1 активности источника представлено на рис. 7.

При графическом сопоставлении истинной и рассчитанной активности источника было установлено, что при использовании традиционного подхода ошибка увеличивается с ростом активности источника. В случае с искусственными нейронными сетями данная закономерность проявилась гораздо слабее. В связи с этим проведен дополнительный анализ среднеквадратичного отклонения между истинным и рассчитанным значениями для различных диапазонов активности источника (табл. 1).

Сопоставление истинной и рассчитанной активности источника с помощью сверточной нейронной сети 1 представлено на рис. 7.

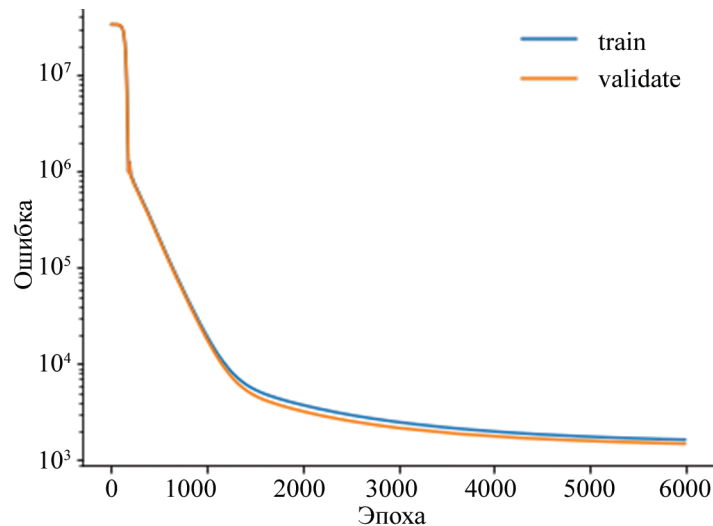


Рис. 5. Ход обучения сверточной нейронной сети 1 для количественного определения  $\gamma$ -излучающих радионуклидов  
Fig. 5. Training of convolution neural network 1 for quantitative determination of  $\gamma$ -emmiting radioisotopes

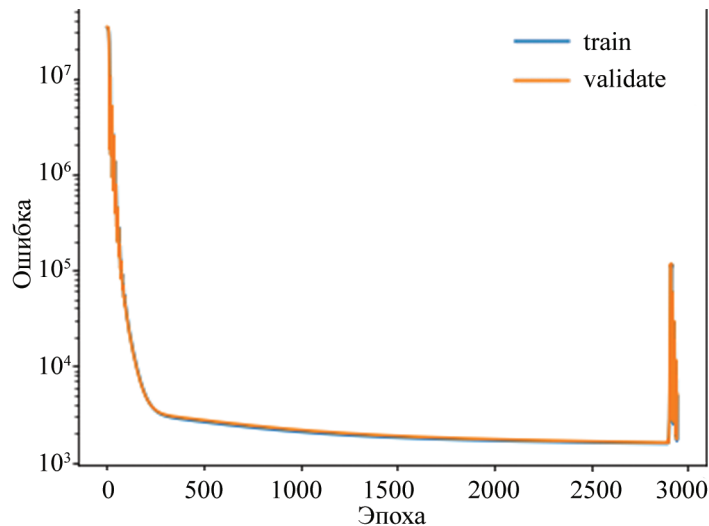


Рис. 6. Ход обучения сверточной нейронной сети 2 для количественного определения  $\gamma$ -излучающих радионуклидов  
Fig. 6. Training of convolution neural network 2 for quantitative determination of  $\gamma$ -emmiting radioisotopes

Таблица 1

Сравнение точности оценки различной активности  $^{137}\text{Cs}$  испытываемыми методами (среднеквадратичное отклонение)

Table 1

Evaluation accuracy of tested methods for different activity of  $^{137}\text{Cs}$  (mean square error)

Метод	<1 КБк	1–5 КБк	5–8 КБк	8–10 КБк
Традиционный	760,93	2728,42	6570,01	8175,84
Полносвязная нейронная сеть	323,12	868,18	1593,23	2032,58
Сверточная нейронная сеть 1	1597,23	946,42	1874,94	1895,00
Сверточная нейронная сеть 2	650,3	928,77	1820,71	2729,64

Результаты анализа свидетельствуют, что среднеквадратичная ошибка оценки активности при использовании традиционного подхода увеличивается пропорционально активности источника. При использовании нейронных сетей ошибка не столь существенна, но почти всегда увеличивается с ростом активности источника.

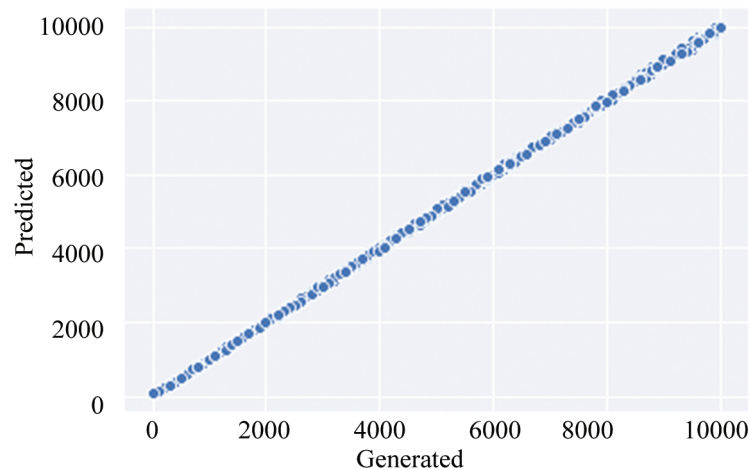


Рис. 7. Сопоставление истинной и рассчитанной активности источника в сверточной нейронной сети

Fig. 7. Comparison of true and evaluated by convolution neural network activity of radiation source

В диапазоне активности до 1000 Бк наименьшую ошибку демонстрирует полносвязная нейронная сеть, за ней следуют сверточная нейронная сеть 2 и традиционный подход. Архитектура сверточной нейронной сети 1 на относительно низких активностях источника не демонстрирует преимуществ.

В диапазонах 1000–5000 и 5000–8000 Бк полносвязная нейронная сеть сохраняет преимущество над другими решениями. Причем среднеквадратичная ошибка при ее использовании в 3–4 раза ниже по сравнению с традиционным подходом. Если при росте активности источника выше 8000 Бк среднеквадратичная ошибка при использовании полносвязной нейронной сети заметно возрастает, то в варианте со сверточной нейронной сетью 1 ошибка изменяется незначительно по сравнению с диапазоном 5000–8000 Бк. Сверточная нейронная сеть 2 не демонстрирует существенных преимуществ перед другими решениями во всех диапазонах активности источника.

Таким образом, полносвязная нейронная сеть предложенной архитектуры показывает наилучшие результаты для обработки спектра  $\gamma$ -излучения, полученного с использованием сцинтилляционного детектора NaI(Tl)  $\varnothing 63 \times 63$  мм, при активности источника до 8 КБк. При более высоких активностях преимущество имеет сверточная нейронная сеть с размером фильтров  $1 \times 9$  и их небольшим количеством (3–6–12) в каждом из слоев свертки.

Для изучения описанных в статье способов проведена количественная оценка активности точечных источников  $\gamma$ -излучения не использованных на этапах обучения и тестирования нейронных сетей. Для валидации использованы источники  $^{137}\text{Cs}$   $485 \pm 27$  Бк (Cs137-1),  $^{137}\text{Cs}$   $1755 \pm 93$  Бк (Cs137-2),  $^{241}\text{Am}$   $15460 \pm 780$  Бк (Am241). В валидационный набор включено по 10 измерений каждого из перечисленных источников, а также фон и сочетание Cs137-2 + Am241; продолжительность набора спектра (живое время) – 100 с. В качестве показателей точности использовано абсолютное смещение средней из десяти независимых оценок – от паспортного значения активности  $^{137}\text{Cs}$  источника с учетом радиоактивного распада (смещ.) и прецизионность (прец.) – стандартное отклонение в выборке из 10 измерений для каждого из методов. Результаты оценки точности испытываемых методов представлены в табл. 2.

Поскольку выраженный пик полного поглощения в диапазоне энергии  $\gamma$ -квантов  $^{137}\text{Cs}$  в спектре при отсутствии источника излучений отсутствует, то оценка точности в данном случае не имеет смысла. Но нейронные сети принимают на вход скорость во всех энергетических каналах вне зависимости от присутствия источника и его типа. Наиболее близкие значения к нулю при отсутствии источника дает полносвязная нейронная сеть при относительно высокой прецизионности. Сверточная нейронная сеть показывает наиболее высокое отклонение от нуля. В спектрах от  $^{241}\text{Am}$  также должен отсутствовать пик полного поглощения  $^{137}\text{Cs}$ , но вследствие статистических флуктуаций при непродолжительном времени измерения традиционный алгоритм в некоторых случаях определяет наличие  $^{137}\text{Cs}$ , при этом отклонение от нуля минимальное по сравнению со всеми остальными методами. При наличии относительно сильного источника  $\gamma$ -излучения, который отсутствовал в тренировочном наборе спектров, все испытанные архитектуры нейронных сетей показывают сильно смещенные в положительную сторону результаты. Наиболее высокая ошибка у полносвязной нейронной сети. Отклонения полносвязных нейронных сетей почти в два раза ниже.

Точность измерения активности точечного источника  $^{137}\text{Cs}$  (при отсутствии других источников) у традиционного метода довольно высокая. Смещение составляет 1,0–1,3 % от активности источника,

стандартное отклонение – 2–5 %. Для источника Cs137-1 все испытываемые архитектуры нейронных сетей демонстрируют более сильное смещение (в пределах 8,0 %), прецизионность измерений только у сверточной нейронной сети 2 выше, чем у традиционного метода. С повышением активности источника относительное смещение оценки с использованием нейронных сетей уменьшается (в пределах 5,1 %), полносвязная нейронная сеть показывает более высокую точность по сравнению с традиционным методом обработки спектра по обоим показателям.

Таблица 2

**Показатели точности (смещение и прецизионность)  
измерения активности точечного источника  $^{137}\text{Cs}$  испытываемых методов**

Table 2

**Indices of tested methods accuracy (bias and precision) for  $^{137}\text{Cs}$  dot sources activity assessment**

Источник (Активность $^{137}\text{Cs}$ , Бк)	Традиционный		Полносвязная нейронная сеть		Сверточная нейронная сеть 1		Сверточная нейронная сеть 2	
	смещение	прецизионность	смещение	прецизионность	смещение	прецизионность	смещение	прецизионность
Фон (0)	–	–	6,4	7,6	44,0	4,1	10,4	5,1
Cs137-1 (485)	5,2	24,4	27,9	15,1	-27,5	13,7	-39,2	17,0
Cs137-2 (1755)	-23,6	35,5	-4,3	22,6	-91,1	23,0	-78,3	22,2
Am241 (0)	5,9	7,4	325,1	15,6	166,9	6,1	146,7	5,7
Cs137-2+ Am241 (1755)	-14,4	40,6	154,2	22,7	-33,8	24,3	5,4	22,9

Также проведена оценка точности измерения активности  $^{137}\text{Cs}$  в присутствии другого радионуклида с основной энергией  $\gamma$ -квантов в более низком энергетическом интервале –  $^{241}\text{Am}$  (59,5 кэВ). Наиболее точную оценку в этой ситуации демонстрирует сверточная нейронная сеть 2, а наименее точную – полносвязная нейронная сеть. Смещение оценки традиционного метода в ситуации с двумя радионуклидами составляет 0,8 %, а стандартное отклонение – 2,3 %. Стандартное отклонение оценок нейронных сетей – 1,2–1,4 %. Примечательно, что практически во всех вариантах валидации сверточная нейронная сеть 2 демонстрирует наиболее высокую прецизионность среди всего набора испытываемых методов.

Таким образом, испытываемые архитектуры и способы тренировки нейронных сетей при валидации с источником, имеющим относительно высокую активность  $^{137}\text{Cs}$  ( $1755 \pm 93$  Бк), показывают способны демонстрировать сопоставимую с традиционным методом точность. В присутствии только  $^{137}\text{Cs}$  наилучшей точностью обладает полносвязная нейронная сеть, но при добавлении  $^{241}\text{Am}$  ее точность резко снижается. Но в последней ситуации наилучшей точностью обладает сверточная нейронная сеть 2. В отсутствии  $^{137}\text{Cs}$  или при низкой активности источника ( $485 \pm 27$  Бк) традиционный метод имеет существенно более высокую точность по сравнению с нейронными сетями. Решением проблемы ложной идентификации источника ионизирующего излучения может быть прибавление к нейронной сети дополнительного блока оценки присутствия радионуклидов из заданного набора.

Следовательно, обработка спектров основана на выделении значимых признаков (площадь пиков в определенном энергетическом диапазоне, высота и ширина пиков и др.), очистка от шумов, получение количественной оценки величины этих признаков и расчете интересующих показателей на основе величины признаков. На сегодняшний день превалирует аналитический способ выполнения данных операций. Однако эти задачи являются классическими для машинного обучения, применяя которое можно надеяться на повышение эффективности и надежности обработки спектрограмм.

К числу первых работ по оценке потенциала искусственных нейронных сетей для анализа спектрограмм ионизирующих излучений можно отнести исследования Gallagher и Deacon, попытавшихся использовать однослойную нейронную сеть для обработки спектра Рентгеновского излучения при классификации минералов [10]. Одни из первых испытаний возможности  $\gamma$ -спектрометрического количественного определения радионуклидов с помощью нейронных сетей провели Vigneron и др. [11], Abdel-Aal и др. [12].

В работах Kamuda и др. [13; 14] показаны преимущества искусственных нейронных сетей для количественного анализа спектров  $\gamma$ -излучения от нескольких радионуклидов. Однако авторы для создания



тренировочного набора спектров использовали метод Монте-Карло, а не реальные спектрограммы, которые могут отличаться в деталях, способных оказать существенное влияние на качество обучения моделей.

Усложнение архитектуры нейронной сети повышает точность оценки и позволяет решать более трудные задачи. Наиболее проблемным моментом в использовании нейронных сетей для обработки спектрограмм ионизирующих излучений является сильное ухудшение точности результата при условиях измерений (окружающая среда, детектор) отличных от тех, которые существовали при наборе данных для тренировки модели. Так, Varley и др. [15] указывают, что полносвязные нейронные сети демонстрируют наилучшие результаты при *in situ* измерениях загрязнения участков радием. Однако изменение условий проведения измерений резко снижает качество результата. Авторы приходят к выводу, что для сохранения эффективности метода в широком диапазоне условий необходим более обширный набор данных для обучения модели.

Для обучения искусственной нейронной сети, обрабатывающей спектр с детектора NaI(Tl) Kim и др. [7] использовали полусинтетические спектры, полученные комбинацией относительно немногочисленных спектров от образцовых источников, содержащих по одному радиоизотопу, и аугментацию (искусственное искажение). Проверка показала, что использование для обучения модели полусинтетических спектров вместо синтезированных методом Монте-Карло дает лучший результат, а аугментация данных повышает устойчивость к изменению условий измерения.

Kamuda и др. [16] продемонстрировали возможности многослойных полносвязных и сверточных нейронных сетей для идентификации радионуклидов по  $\gamma$ -спектрам и оценки отношения их активности к активности опорных естественных радионуклидов. Сделано заключение, что сверточные нейронные сети имеют более высокую способность к обобщению, а значит и более устойчивы к отклонению условий измерения от идеальных, по сравнению с полносвязными сетями в приложении к  $\gamma$ -спектрометрии.

В настоящих исследованиях  $\gamma$ -спектрометрические измерения проводились в сильно стандартизированных условиях. Влияние посторонних источников излучения сильно ограничивалось использованием свинцовой защиты вокруг детектора и образца, набор спектров осуществлялся одним и тем же детектором без изменения параметров его работы, геометрия взаимного расположения детектора и образца была неизменной. В таких условиях наиболее эффективным в большинстве случаев оказалось использование полносвязной нейронной сети. Вместе с тем один из испытанных вариантов сверточной нейронной сети (фильтры  $1 \times 9$  в количестве 3, 6, 12 в трех слоях) при активностях выше 1000 Бк показал результаты лишь немногим хуже полносвязной нейронной сети, а при увеличении активности выше 8000 Бк – лучше. Анализ полученных результатов свидетельствует, что при проведении количественных  $\gamma$ -спектрометрических измерений в стандартизированных условиях полносвязная нейронная сеть может демонстрировать более высокую эффективность по сравнению со сверточной, но ее преимущества теряются с увеличением активности источника.

Результаты экспериментальной работы показали перспективность использования искусственных нейронных сетей для количественной  $\gamma$ -спектрометрии в стандартизированных условиях и при использовании защиты. Однако исследования в этом направлении должны быть продолжены с целью разработки архитектуры нейронной сети, способной демонстрировать низкую ошибку измерений в широком диапазоне активностей и при наличии нескольких изотопов в измеряемом образце.

## Заключение

Проведенный анализ эффективности использования искусственных нейронных сетей для обработки  $\gamma$ -спектров, полученных на сцинтилляционном NaI(Tl) детекторе от точечного источника  $^{137}\text{Cs}$ , показал их преимущества по сравнению с использованием стандартного аналитического метода обработки спектра. В зависимости от активности источника среднеквадратичная ошибка измерения при использовании полносвязной нейронной сети оказалась в 2–4 раза ниже по сравнению со стандартным методом при времени измерения 100 с. В сильно стандартизированных условиях преимущества сверточных нейронных сетей проявляются при увеличении активности источника излучения. Валидация при помощи источников, не использованных при обучении нейронных сетей, показала, что последние могут иметь преимущества по сравнению с традиционным методом при относительно высокой активности.

## Библиографические ссылки / References

1. Keller PE. Gamma spectral analysis via neural networks. In: *Proceedings of 1994 IEEE nuclear science symposium – NSS'94*. 1994. p. 341–345. DOI: 10.1109/nssmic.1994.474365.
2. Vega-Carrillo HR, Hernández-Dávila VM, Manzanares-Acuña E, Sánchez GAM, Torre MPI de la, Barquero R, et al. Neutron spectrometry using artificial neural networks. *Radiation Measurements*. 2006;41(4):425–431. DOI: 10.1016/j.radmeas.2005.10.003.

3. Pilato V, Tola F, Martinez J, Huver M. Application of neural networks to quantitative spectrometry analysis. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A. Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 1999;422(1–3):423–427. DOI: 10.1016/s0168-9002(98)01110-3.
4. Yoshida E, Shizuma K, Endo S, Oka T. Application of neural networks for the analysis of gamma-ray spectra measured with a Ge spectrometer. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A. Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2002;484(1–3):557–563. DOI: 10.1016/s0168-9002(01)01962-3.
5. Dragović S, Onjia A, Stanković S, Aničin I, Bačić G. Artificial neural network modelling of uncertainty in gamma-ray spectrometry. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A. Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2005;540(2–3):455–463. DOI: 10.1016/j.nima.2004.11.045.
6. Mace EK, Ward JD, Aalseth CE. Use of neural networks to analyze pulse shape data in low-background detectors. *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*. 2018;318:117–24. DOI: 10.1007/s10967-018-5983-1.
7. Kim J, Lim KT, Kim J, Kim C-j, Jeon B, Park K, et al. Quantitative analysis of NaI(Tl) gamma-ray spectrometry using an artificial neural network. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A. Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2019;944:162549. DOI: 10.1016/j.nima.2019.162549.
8. Shi R, Tuo X, Zheng H, Yao X, Liu Y, Shi F, et al. Step-approximation SNIP background-elimination algorithm for HPGE gamma spectra. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A. Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2018;885:60–66. DOI: 10.1016/j.nima.2017.12.064.
9. Gilmore GR. Practical gamma-ray spectrometry. 2<sup>nd</sup> edition. John Wiley & Sons; 2008. DOI: 10.1002/9780470861981.
10. Gallagher M, Deacon P. Neural networks and the classification of mineralogical samples using x-ray spectra. In: *Proceedings of the 9<sup>th</sup> international conference on neural information processing, 2002. ICONIP '02*. 2002;5:2683–2687. DOI: 10.1109/iconip.2002.1201983.
11. Vigneron V, Morel J, Lépy M, Martinez J. Statistical modelling of neural networks in  $\gamma$ -spectrometry. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A. Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 1996;369(2–3):642–647. DOI: 10.1016/s0168-9002(96)80068-4.
12. Abdel-Aal R, Al-Haddad M. Determination of radioisotopes in gamma-ray spectroscopy using abductive machine learning. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A. Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 1997;391(2):275–288. DOI: 10.1016/s0168-9002(97)00391-4.
13. Kamuda M, Sullivan CJ. An automated isotope identification and quantification algorithm for isotope mixtures in low-resolution gamma-ray spectra. *Radiation Physics and Chemistry*. 2019;155:281–286. DOI: 10.1016/j.radphyschem.2018.06.017.
14. Kamuda M, Stinnett J, Sullivan CJ. Automated isotope identification algorithm using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Nuclear Science*. 2017;64(7):1858–1864. DOI: 10.1109/tns.2017.2693152.
15. Varley A, Tyler A, Smith L, Dale P, Davies M. Remediating radium contaminated legacy sites: Advances made through machine learning in routine monitoring of “hot” particles. *Science of the Total Environment*. 2015;521–522:270–279. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2015.03.131.
16. Kamuda M, Zhao J, Huff K. A comparison of machine learning methods for automated gamma-ray spectroscopy. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A. Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2020;954:161385. DOI: 10.1016/j.nima.2018.10.063.

Статья поступила в редколлегию 05.04.2021.  
Received by editorial board 05.04.2021.