

УДК 621.039.55

А.В. Кочергин, С.С. Пивоварцев

Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт «Искра»,
г. Луганск, Украина
kav@net.lg.ua

Нейронная сеть для идентификации нуклидов по гамма-спектру

В статье представлен метод идентификации радионуклидов по реконструированному физическому спектру гамма-излучения с использованием трехслойной нейронной сети прямого распространения. Описана структура сети, способы формирования обучающей выборки и результаты экспериментальной проверки метода.

При оперативном контроле и анализе радиационной обстановки непосредственно на местности в режиме реального времени не достаточно измерить дозовые характеристики поля. Важно также определить потоковые характеристики поля, спектральный состав излучения и радионуклидный состав загрязнения с оценкой активности идентифицированных изотопов.

Радиометрическая обработка полученных при экспериментах спектров гамма-излучения, как правило, заключается в извлечении информации о положении и интенсивности спектральных линий и их идентификации по энергиям с радионуклидами каталога. Эта информация чаще всего может быть получена при изучении наиболее информативной части спектров – пиков полного поглощения (ППП). Положение ППП в спектре дает информацию об энергии данной линии, а его площадь – информацию об интенсивности. В последнее время наблюдается тенденция к применению для решения подобных задач нейроподобных структур [1]. В рамках данной работы представлена нейронная сеть для идентификации нуклидов по гамма-спектру, реализованная в портативном полевом приборе для обнаружения незаконного или непреднамеренного перемещения ядерных или радиоактивных материалов. Базовые требования к приборам этого класса определены международным стандартом IEC 62327 [2].

Постановка задачи

В общем виде задача выглядит следующим образом.

Основываясь на данных аппаратурного спектра, необходимо определить качественный радионуклидный состав исследуемого радиоактивного вещества и приблизительные массовые доли входящих в вещество нуклидов.

Данная задача в терминологии нейронных сетей относится к классу классификационных (pattern classification). Для решения этого класса задач с успехом применяются многослойные полносвязные сети прямого распространения.

Стандартом определен следующий список основных радионуклидов, которые подлежат идентификации. Ядерные материалы: ^{233}U , ^{235}U , ^{239}Pu , ^{241}Pu .

Медицинские радионуклиды: ^{18}F , ^{67}Ga , $^{99\text{m}}\text{Tc}$, ^{111}In , ^{192}Ir , Iodine (^{123}I , ^{125}I , ^{131}I), ^{201}Tl , ^{133}Xe ; природные радионуклиды (NORM): ^{40}K , ^{226}Ra , ^{232}Th , ^{238}U ; технические радионуклиды: ^{57}Co , ^{60}Co , ^{133}Ba , ^{137}Cs , ^{192}Ir , ^{226}Ra , ^{241}Am , ^{238}Pu .

Лишь незначительная часть радионуклидов из указанного списка имеют относительно простой спектр гамма-линий. Условия и временные ограничения процедуры измерения и идентификации приводят к тому, что в большинстве случаев результирующий гамма-спектр имеет сложный характер со значительным количеством мультиплетов, тяжелых для идентификации при реальных уровнях скорости счета, не намного превышающих фоновую загрузку детектора. На рис. 1 представлен суммарный линейчатый спектр энергий гамма-линий с учетом вероятности выхода для всех изотопов предложенной библиотеки радионуклидов.

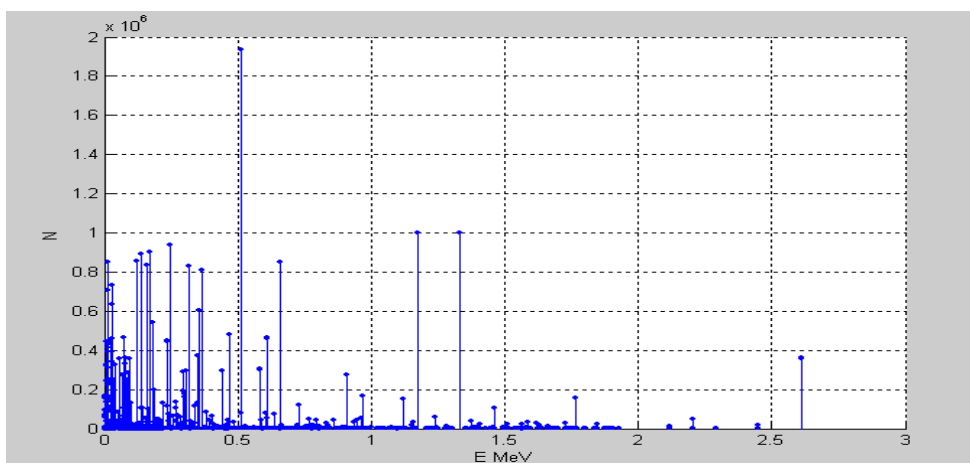


Рисунок 1 – Линейчатый гамма-спектр изотопов библиотеки нуклидов

Учитывая этот факт и относительное энергетическое разрешение возможных по условиям эксплуатации детекторов, очевидно, что число одновременно идентифицированных изотопов не может быть велико. Основываясь на требованиях стандарта, а также учитывая тот факт, что в фоновом спектре всегда присутствует определенный набор природных радионуклидов из списка NORM, было принято решение ограничить число одновременно идентифицируемых нуклидов пятью.

Для исследуемых образцов, которые представляют собой смесь элементарных источников, получаемый спектр S может быть аппроксимирован линейной суперпозицией его составляющих S_i : $S = \sum_i a_i \cdot S_i$. Отсюда очевидно, что система идентификации должна иметь линейную зависимость выхода от входа. И хотя обычно используют свойство нелинейности ИНС, преимущества такого подхода неоспоримы ввиду простоты, скорости и автоматизации принятия решения.

Попытка построить и обучить одну общую нейронную сеть для одновременной однопроходной идентификации любого из нуклидов из определенной выше библиотеки столкнулась со значительными трудностями и не привела к удовлетворяющему нас результату. Путем последовательных приближений было принято решение перейти к многопроходной процедуре идентификации, когда для поиска каждого нуклида из библиотеки строится и тренируется отдельная нейронная сеть.

Методика обучения сети

Входными данными для нейронной сети являлся реконструированный физический 256 канальный спектр гамма-излучения в точке измерения. Под восстановленным физическим спектром понимается энергетическое распределение плотности потока гамма-квантов в данной точке, оцененное по аппаратному спектру.

Задача восстановления физического спектра в точке измерения по измеренному аппаратному спектру может быть сведена к решению матричного уравнения (1)

$$A \cdot u = f, \quad (1)$$

где A – представляет собой матрицу аппаратной функции измерительного тракта, f – измеренный аппаратный спектр, u – физический гамма-спектр в точке измерения. Измеренный спектр f , как и аппаратная функция A , известны нам с некоторой погрешностью. При этом возникают трудности, связанные с некорректностью задачи по Адамару. Для решения уравнения (1) был применен итерационный метод Скоффилда Голда [3], суть которого заключается в следующем.

Уравнение (1) преобразуется к виду

$$B \cdot \varphi = W, \quad (2)$$

где $B = A^T \cdot A$; $W = A^T \cdot f$.

На каждом шаге n итерационной процедуры вычисляется вектор $V^n = B \cdot u^n$ и строится диагональная матрица с элементами $d_{i,i}^n = \frac{u_i^n}{V_i^n}$.

Следующее приближение определяется по формуле

$$u^{n+1} = D^n \cdot W. \quad (3)$$

Данная процедура позволяет существенно повысить разрешающую способность и точность предлагаемого метода.

Процедура реконструкции проводилась по модельному аппаратному спектру. Применение модельных, а не реальных аппаратных спектров определялось практической невозможностью экспериментального получения спектров всех возможных комбинаций нуклидов и их относительных активностей. В связи с этим в основу получения входных данных были положены две методики.

1. Реализованная на базе программного комплекса GEANT 4, разработанного в Европейском центре ядерных исследований (CERN, Женева), программная модель для имитации взаимодействия частиц и излучения с веществом. Разработанная нами на базе GEANT программная модель взаимодействия поля излучения с произвольным детектором, позволяет оперативно изменять как количество и форму источников излучения и их радионуклидный состав, так и параметры детекторов и среды измерения.

2. Спектры, полученные умножением вектора ожидаемого линейчатого спектра гамма-излучения в точке измерения с матрицей аппаратной функции спектрометрического тракта размером 1011×1011 элементов сгенерированной методами Монте-Карло по схеме индивидуальных соударений программой «Transfer» разработки НИПКИ «Искра».

Кроме этого в модельный спектр добавлялись фон, статистический шум и случайный дрейф по шкале канал – энергия в диапазоне $\pm 1,5\%$.

Предложенная методика позволяет создать базу данных спектров гамма-излучения, охватывающую все типовые ситуации обнаружения радионуклидов, изложенные в требованиях действующих стандартов и дополняющую имеющиеся экспериментальные данные.

Проверка предложенных алгоритмов проводилась как на модельных спектрах, не входящих в обучающую выборку, так и на реальных спектрах, полученных на спектрометрической аппаратуре с детектором на базе сцинтилляционного кристалла NaI(Tl) $\varnothing 25 \times 30$ мм + ФЭУ и CsI(Tl) $\varnothing 40 \times 40$ мм + ФЭУ.

Результаты работы сети

Построение и тренировка сети осуществлялась с помощью средств Neural Networks Toolbox MATLAB 7.6.

Структура сети представлена на рис. 2.

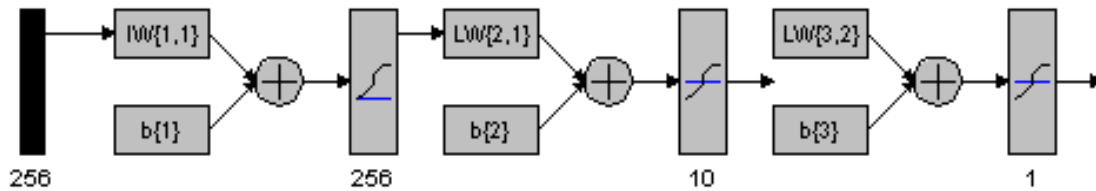


Рисунок 2 – Структура нейронной сети

Для выбора числа нейронов в скрытом слое использовалась формула для оценки необходимого числа синаптических весов N_w в многослойной сети с сигмоидальными передаточными функциями

$$\frac{N_y \cdot N_p}{1 + \log_2(N_p)} \leq N_w \leq N_y \left(\frac{N_p}{N_x} + 1 \right) \cdot (N_x + N_y + 1) + N_y,$$

где N_y – размерность выходного сигнала, N_p – число элементов обучающей выборки, N_x – размерность входного сигнала.

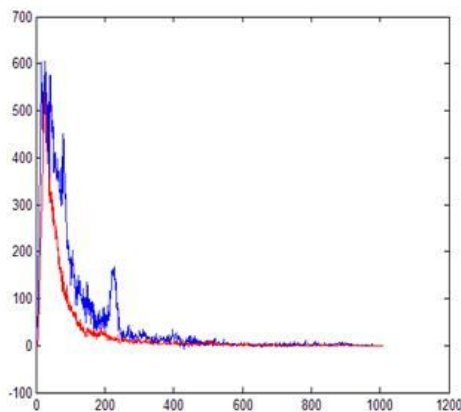
Оценив необходимое число весов, можно рассчитать число (N) нейронов в скрытых слоях

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}.$$

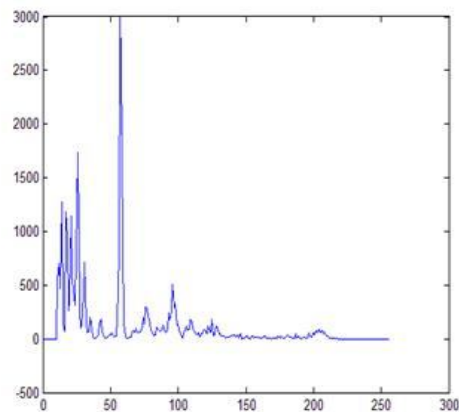
В любом случае расчетная величина N является оценочным параметром, имеющим существенный диапазон варьирования.

Для обучения сети был применен метод сопряженных градиентов с адаптивной корректировкой длины шага (функция `trainscg`).

На рис. 3 и в табл. 1 представлены результаты работы сети для тестовой комбинации нуклидов и их относительных активностей в спектре.



Исходный и фоновый спектры



Восстановленный спектр

Рисунок 3 – Спектры гамма-излучения

Таблица 1

| Изотоп | Доля в спектре | Превышение над фоном, % | Результат работы сети |
|--------|----------------|-------------------------|-----------------------|
| Ba-133 | 0 | 75 | 0,0066 |
| Co-60 | 0,15 | | 0,9813 |
| Cs-137 | 0,65 | | 0,9760 |
| Th-228 | 0,2 | | 0,9983 |
| U-238 | 0 | | 0,0197 |

Оценка результатов

Резюмируя проведенные исследования, можно сделать следующие выводы.

Метод показал свою безусловную перспективность, в особенности в применении к сцинтилляционной гамма-спектрометрии, для которой характерно существенное количество мультиплетов, затрудненных к локализации и идентификации из-за естественных ограничений сцинтилляционных детекторов, связанных с относительно плохим энергетическим разрешением. Несомненным преимуществом метода является тот факт, что процедура идентификации выполняется за один проход, что безусловно важно, принимая во внимание ограниченные возможности вычислительного ядра полевого портативного прибора.

Безусловно, метод достаточно трудоемок на предварительном этапе и весьма чувствителен к качеству и количеству информации в обучающей выборке. Подготовка данных требует точного знания технических характеристик и особенностей спектрометрического тракта и априорной информации о предполагаемых условиях применения разрабатываемого прибора.

Обученная нами нейронная сеть показала отличные (близкие к 100 %) результаты для идентификации единичных нуклидов с простым линейчатым спектром. В то же время в случаях сложных спектров либо при идентификации нуклидов, обладающих сложным линейчатым спектром (таких как Th-232 либо U-238), результаты неоднозначны. Положительные результаты получены для не более чем трех нуклидов, одновременно присутствующих в спектре и не во всем диапазоне исследуемых относительных активностей.

Безусловно, метод нуждается в дальнейшем развитии. Перспективным было бы ограничение входных данных обучающей выборки теми каналами, в которых гипотетически могут находиться пики полного поглощения искомого нуклида.

Литература

1. Nuclear Spectral Analysis via Artificial Neural Networks for Waste Handling / Paul E. Keller, Lars J. Kangas, Gary L. Troyer, Sherif Hashem, Richard T. Kouzes // IEEE Transactions on Nuclear Science. – August, 1995. – Vol. 42, № 4. – P. 709-715.
2. IEC 62327 - Radiation protection instrumentation - Hand-held Instruments for the Detection and Identification of Radioactive Isotopes and for the Measurement of Dose Rate.
3. Кочергин А.В. Методы и алгоритмы повышения точности и разрешающей способности полевых гамма-спектрометров-радиометров // Сборник (Отчет) Второго Международного Форума «Физическая ядерная безопасность – меры противодействия актам ядерного терроризма». – Киев: Научно-исследовательский информационно-аналитический центр «ЛЕКС», 2007. – С.141-148.

A.V. Kochergin, S.S. Pivovartsev

Neural Network for Nuclide Identification on the Gamma Spectrum

Method of radionuclide identification on the restored physical spectrum of the gamma radiation with aid of three-layer neuron network of the direct propagation is represented in the paper. The network structure, the methods of learning sample generation and the results of the method experimental verification are described.

Статья поступила в редакцию 10.06.2008.