

УДК 539.1.074.3

## РАСЧЕТЫ ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ ЭЛЕМЕНТА ПОЗИТРОННО-ЭМИССИОННОГО ТОМОГРАФА НА ОСНОВЕ СЦИНТИЛЛЯЦИОННОЙ ПЛАСТИНЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

М. В. Белов, М. В. Завертяев, В. А. Козлов, В. С. Цхай

*Используя нейронные сети, проведены расчеты пространственных характеристик модуля прототипа позитронно-эмиссионного томографа (ПЭТ) на основе сцинтилляционных кристаллических пластин  $LSO(Y)$  и матрицы кремниевых фотоумножителей. Среднее пространственное разрешение  $Z$ -координаты точки взаимодействия гамма-квантов с энергией 511 кэВ по всей площади сцинтилляционной пластины составило 1.76 мм. Предложенный алгоритм расчета точности определения точки взаимодействия может быть использован в позитронно-эмиссионной томографии.*

**Ключевые слова:** нейронные сети, позитронно-эмиссионная томография, кристаллическая пластина, матрица кремниевых фотоумножителей, пространственное разрешение.

В современных ПЭТ-сканерах для регистрации аннигиляционных гамма-квантов от радиофармпрепарата, вводимого пациенту, используются тысячи сцинтилляционных элементов, от размера которых зависит пространственное разрешение и, в конечном итоге, четкость изображения изучаемого органа. Альтернативой большому количеству элементов ПЭТ является использование кристаллических пластин (monolithic detectors) с матрицами кремниевых фотоумножителей в качестве фотодетекторов. В ряде работ предложены различные алгоритмы для оценки координаты точки взаимодействия гамма-квантов в кристаллической пластине [1]. В последнее время для улучшения точности определения точки взаимодействия предложено использовать нейронные сети [2].

Данная работа посвящена расчетам пространственного разрешения элемента ПЭТ на основе кристаллической пластины LSO(Y) и матрицы кремниевых фотоумножителей с использованием нейронных сетей.

Для исследований была создана модель на основе библиотеки для моделирования переноса излучения GEANT4 [3].

Модель состояла из кристаллической пластины LSO(Y) [4] размером  $19.25 \times 19.25 \times 12$  мм<sup>3</sup> с 256-канальным ( $16 \times 16$ ) матричным полупроводниковым фотоумножителем Hamamatsu S-13615-1050N-16 [5]. Грани кристалла, не прилегающие к входному окну фотоумножителя, покрыты краской на основе оксида титана. Между кристаллом и фотоумножителем находится слой смазки DOW CORNING Q2-3067.

Радиоактивный источник, используемый в модели, представляет собой плоскость  $19.25 \times 19.25$  мм<sup>2</sup>, находящуюся со стороны кристалла, противоположной фотоумножителю. Источник испускает гамма-кванты энергией 511 КэВ равномерно со всей своей поверхности в направлении, перпендикулярном поверхности кристалла (рис. 1).

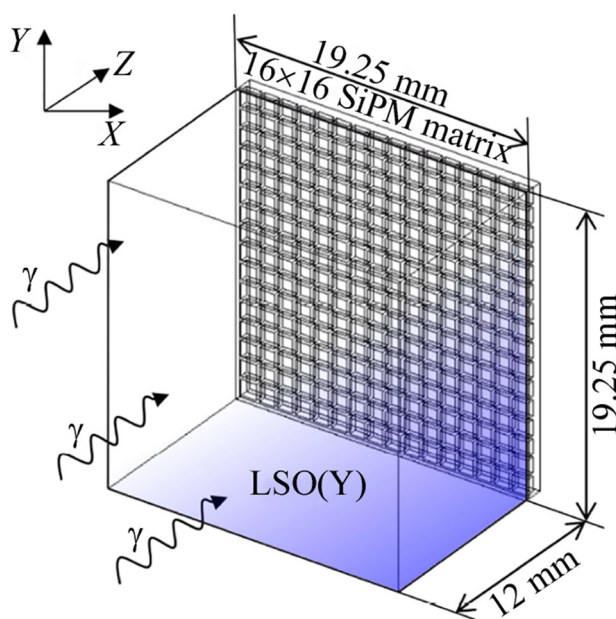


Рис. 1: Модель элемента ПЭТ на основе кристаллической пластины.

На рис. 2 представлена примерная схема архитектуры нейронной сети, причем оптимальное число слоев и число нейронов в каждом слое оценивались путем вариации числа слоев в интервале (2–4) и числа нейронов в каждом слое в интервале (256–2048) (см. ниже).

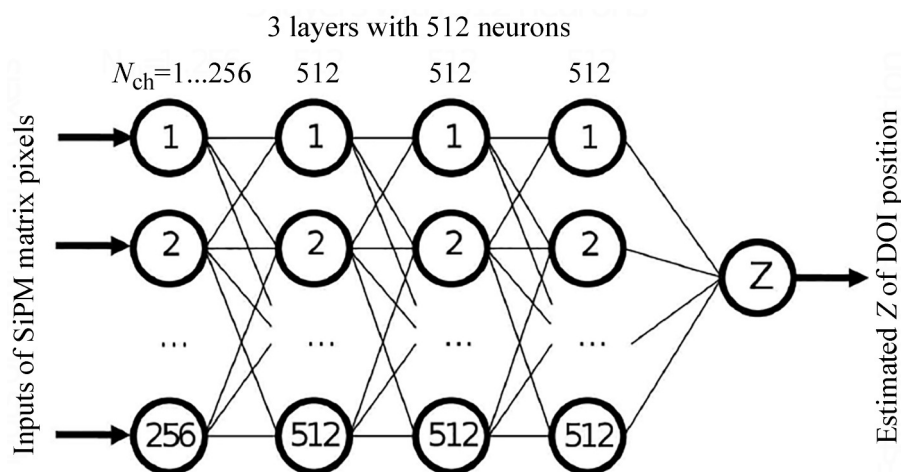


Рис. 2: Структура нейронной сети, используемая в расчете, с 256 входами, тремя слоями и 512 нейронами в каждом слое.

В моделировании использовалась искусственная нейронная сеть (ИНС), представляющая собой математическую модель, построенную по образу биологических нейронных сетей, которая способна аппроксимировать любые функции любого числа переменных [6].

Нейронная сеть представляет собой сложную функцию  $F(\mathbf{x}) = \mathbf{y}$  большого числа переменных, состоящую из набора однотипных логических функций  $f(x) = \sigma(x + b)$ , именуемых нейронами ( $b$  – порог, изначально равен 0), организованных в несколько наборов (слоев). Число входных переменных определяется числом нейронов в первом слое нейронной сети. При подстановке входного значения  $x$  (сигнала) в нейрон  $i$  первого слоя получается значение  $f_i(x) = z_i$ , которое передается всем нейронам второго слоя, притом для каждого нейрона  $j$  второго слоя этот сигнал умножается на изначально случайный передаточный коэффициент  $w^{ij}$ . Таким образом, входным сигналом для  $j$  нейрона второго слоя будет величина, равная  $\sum_i (z_i w^{ij})$ . Значения на выходах нейронов последнего слоя сети  $F(\mathbf{x}) = \mathbf{y}$  является результатом работы сети. Процесс подбора порогов  $b$  внутри функций  $f$  самих нейронов и коэффициентов  $w^{ij}$  называется процессом “обучения сети”.

Для обучения ИНС необходимо иметь вектор входных величин  $\mathbf{x}$  и соответствующее им решение  $\mathbf{y}$ . В данной работе в качестве вектора входных значений берется набор с 256-канального полупроводникового фотоумножителя, а в качестве решения – координата  $Z$  точки взаимодействия гамма-кванта в кристалле.

В данной работе использовался алгоритм обучения, известный как “метод обратного распространения ошибки” [7]. После подстановки в ИНС набора входных значений она дает ответ  $F(\mathbf{x}) = \mathbf{y}$ , который сравнивается с точной координатой взаимодействия при помощи функции ошибок. На основе отклонения вычисляется вклад в ошибку от каждого нейрона ИНС, и в его коэффициенты  $b$  и  $w^{ij}$  вносятся поправки. Для повышения точности поиска минимума функции ошибок поправки вносятся с коэффициентом  $\eta$ , так же известным как “коэффициент скорости обучения”. Изначально этот коэффициент выбирается опытным путем. При приближении формы функции ИНС к искомой, для оптимизации процесса поиска локального минимума коэффициент скорости обучения можно уменьшать, чтобы изменения в функции сети были более плавными. Всего на момент исследования было сгенерировано 1350000 событий, из которых было отобрано 250 тысяч, в которых первое и единственное взаимодействие гамма-кванта в кристалле было фотоэффектом.

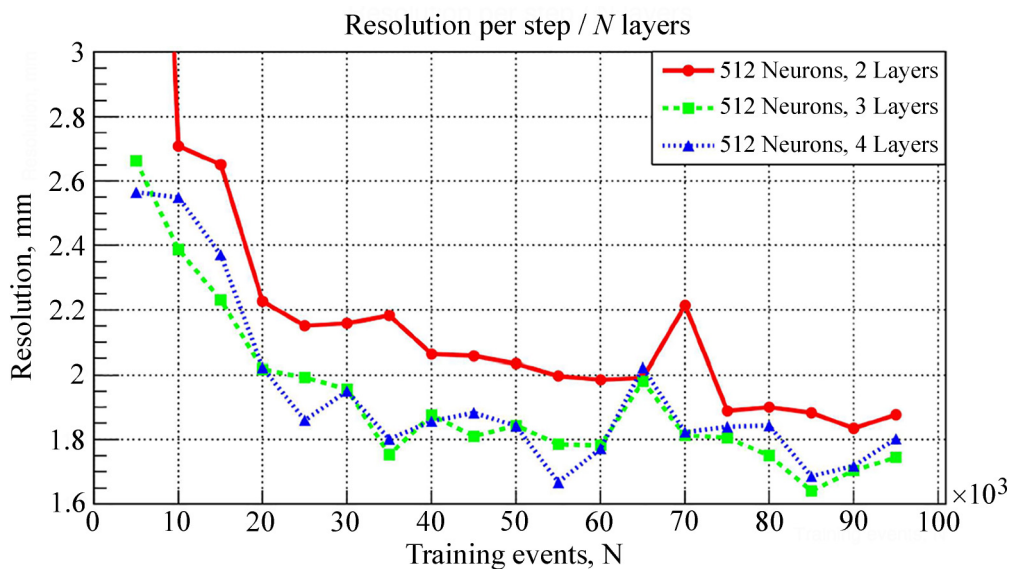


Рис. 3: Зависимость разрешения от числа обучающих событий для разного числа слоев нейронной сети.

Созданный таким образом банк данных был разбит на 2 части. Первая часть использовалась для обучения сети и содержала 100 тысяч событий. Оставшиеся 150 тысяч использовались для оценки работы сети после обучения. В ходе обучения сети, по прохождении каждых 5 тысяч обучающих событий, ее работа оценивалась по 10 тысячам событий из оценочного набора.

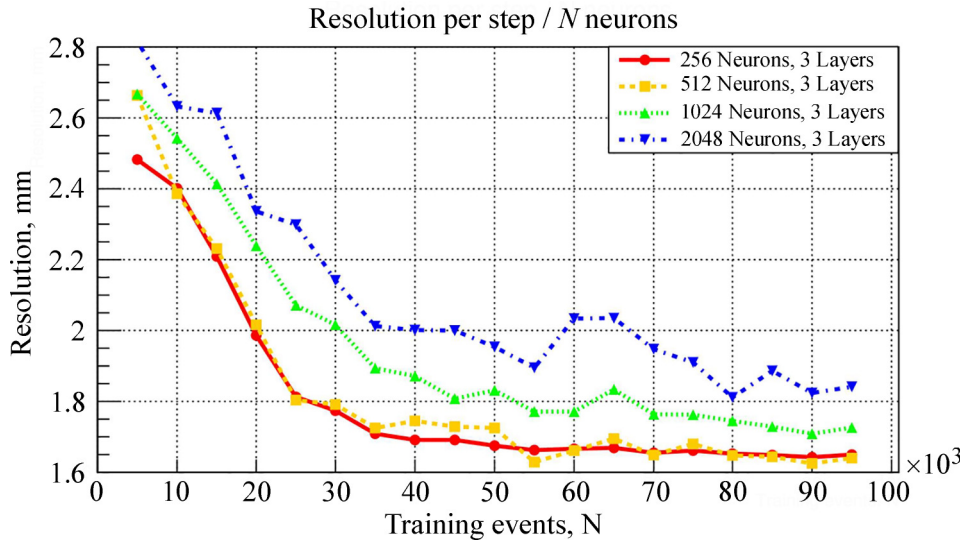


Рис. 4: Зависимость разрешения от числа обучающих событий для разного числа нейронов в слоях нейронной сети.

Оптимальное число слоев, а также число нейронов в каждом слое выбирали с точки зрения наилучшего пространственного разрешения  $Z$ -координаты точки взаимодействия (рис. 3 и рис. 4).

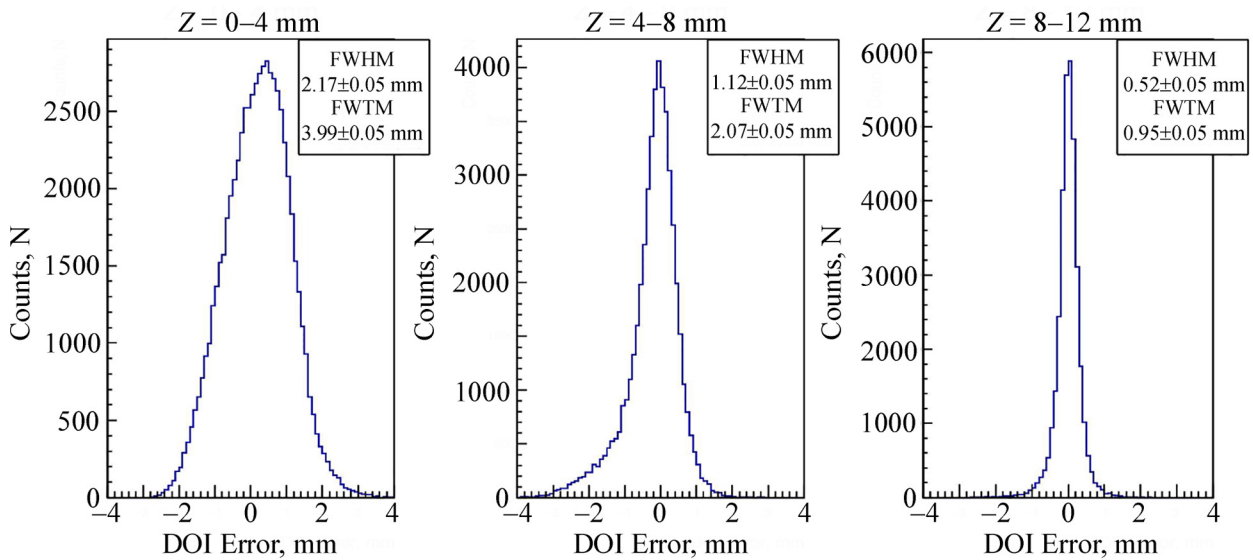


Рис. 5: Распределение отклонений восстановленной координаты от реальной координаты  $Z$  точки взаимодействия для трех областей сцинтилляционной пластины толщиной 12 мм.

Для дальнейших расчетов была выбрана нейронная сеть, состоящая из 3х слоев по 512 нейронов в каждом слое (рис. 2). После завершения обучения сети через нее было пропущено 150000 событий для получения оценки пространственного разрешения  $Z$ -координаты точки взаимодействия 511 кэВ гамма-квантов в сцинтиляционной пластине. На рис. 5 представлено распределение отклонения расчетной координаты от реальной координаты точки взаимодействия (Depth Of Interaction – DOI) для трех слоев сцинтиляционной пластины, а также результаты вычисления разрешения на полувысоте (FWHM) и на уровне 10% (FWTM).

Видно, что наилучшее пространственное разрешение по координате  $Z$  (FWHM=0.52) получено для области сцинтиляционной пластины 8–12 мм, которая расположена ближе всего к фотоприемнику.

Среднее пространственное разрешение по всей площади сцинтиляционной пластины составило 1.76 мм (рис. 6).

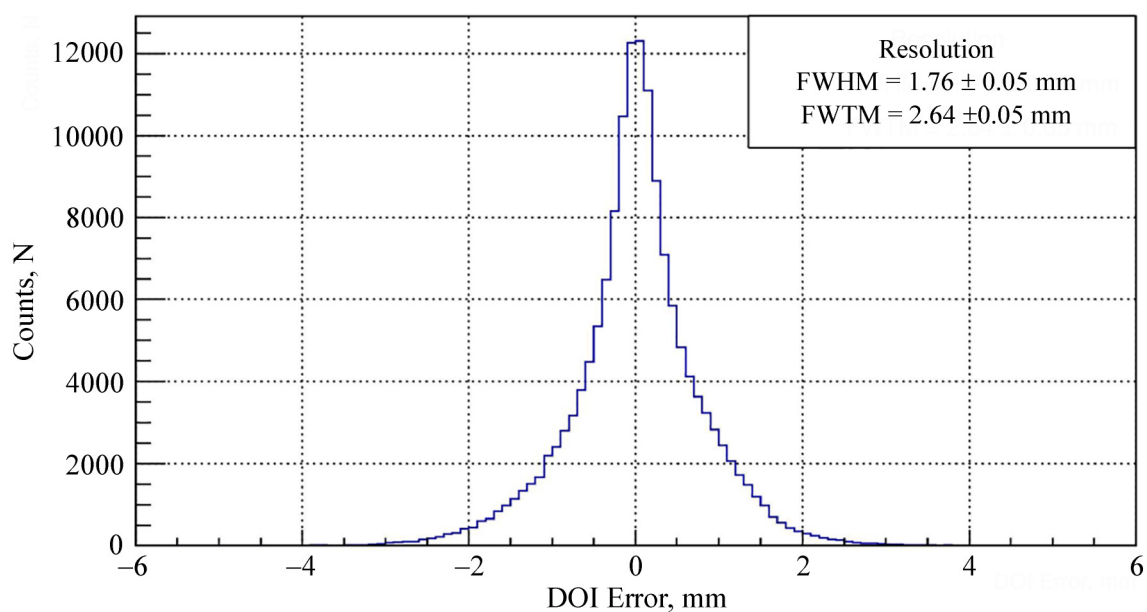


Рис. 6: Распределение отклонений восстановленной координаты от реальной координаты  $Z$  точки взаимодействия для всей сцинтиляционной пластины.

В работе было исследовано пространственное разрешение активного элемента ПЭТ на основе сцинтиляционной пластины и матрицы кремниевых ФЭУ с точки зрения использования в ПЭТ нового поколения. Для улучшения точности определения точки взаимодействия (DOI) использовалась нейронная сеть, которая предварительно была “обучена”. Представленный алгоритм расчета точности точки взаимодействия на ба-

зе нейронных сетей может быть использован при обработке реальной информации с современных ПЭТ-сканеров.

#### Л И Т Е Р А Т У Р А

- [1] M. Stockhoff, R. Van Hoken, S. Vandenberghe, Phys. Med. Biol. **64**, 195003 (2019). DOI: 10.1088/1361-6560/ab3b83.
- [2] A. Iborra, A. J. Gonzalez Martinez, A. González-Montoro, et al., Phys. Med. Biol. **64**,195010 (2019). DOI:10.1088/1361-6560/ab3b86.
- [3] <http://geant4-userdoc.web.cern.ch/geant4-userdoc/UsersGuides/PhysicsReferenceManual/html/generalities/index.html>.
- [4] Ю. Д. Заварцев, М. В. Завертяев, А. И. Загуменный и др., Краткие сообщения по физике ФИАН **40**(2), 13 (2013). DOI: 10.3103/S1068335613020024.
- [5] <https://www.hamamatsu.com/us/en/product/type/S13515-1050-16/index.html>.
- [6] G. Cybenko, Mathematics of Control, Signals and Systems **2**, 303 (1989). <https://doi.org/10.1007/BF02551274>.
- [7] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Willlams, Nature **323**, 533 (1986). DOI: 10.1038/323533a0.

Поступила в редакцию 19 мая 2022 г.

После доработки 1 июля 2022 г.

Принята к публикации 5 июля 2022 г.