

**А. Р. Глухов / A. Glukhov**

*Тульский государственный педагогический  
университет имени Л.Н. Толстого  
(Тула, Россия)*

## **НЕЙРОННАЯ СЕТЬ КАК ОБЪЕКТ ИЗУЧЕНИЯ И ПРОЕКТИРОВАНИЯ СТУДЕНТАМИ ИТ-НАПРАВЛЕНИЙ**

### **NEURAL NETWORK AS AN OBJECT OF STUDY AND DESIGN BY IT STUDENTS**

В статье рассматриваются нейронные сети, инструмент их программной реализации на языке Swift, возможности его практического применения и использования в обучении студентов ИТ-направлений.

The article discusses neural networks, a tool for their software implementation in the Swift, the possibility of its use in teaching IT students and practical tasks.

**Ключевые слова:** нейросети, машинное обучение, Swift.

**Keywords:** neural networks, machine learning, Swift.

Нейронные сети являются сложными математическими моделями, позволяющими решать различные слабо формализованные задачи. Сама природа нейросетей берет свое начало из принципа устройства мозга человека: так же, как и в нем, в них имеется множество схожих структур, совместная коллаборация которых позволяет решать обилие сложных задач в самых разнообразных сферах, где ранее математические методы не применялись. Нейросети успешно используются в обработке звука, изображений, видео, текстов, предоставляя программисту и пользователю широкий спектр методов и инструментов анализа данных, прогнозирования результатов, распознавания образов и синтеза новых данных.

Широкое распространение нейронных сетей не могло не повлечь за собой изменение содержания вузовской подготовки студентов ИТ-направлений в данной области. В учебных планах различных направлений и профилей появились новые дисциплины, раскрывающие сущность интеллектуальных

технологий вообще и нейронных сетей в частности. Теоретическая составляющая таких дисциплин основывается на последних достижениях науки. Практическая же подготовка в указанной области должна обязательно базироваться на конкретных разработках, которые спроектированы, реализованы и используются на практике.

В этой связи практические разработки, выполненные студентами в рамках курсовых и выпускных квалификационных работ обозначенной тематики, могут с успехом выполнять функции учебной демонстрационной модели по изучению и проектированию нейронных сетей. На примере таких сетей студенты смогут глубже понять их строение и возможности использования. Рассмотрим некоторые теоретические положения нейронных сетей с точки зрения порядка их изучения, а также их практическое применение в построенных автором нейронных сетях по распознаванию музыкальных фрагментов и эффектов.

Понимание сущности нейронных сетей невозможно без осознания их достаточно интересной внутренней структуры. Здесь обучающимся необходимо дать представление о том, что самым важным элементом всей сети является *нейрон* – малейшая неделимая единица, которая принимает на вход множество значений, суммирует их, после чего вычисляет на основе внутренней функции (функции активации) и полученной суммы, взятой в качестве аргумента, выходное значение нейрона.

*Функции активации* нейронов существуют в них с той целью, чтобы на выходе и во время работы можно было получить ограниченный набор значений, что значительно экономит ресурсы системы и позволяет лучше понять результаты работы сети. К наиболее часто используемым функциям активации относят *сигмоид*  $F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ , который ограничивает значения в промежутке от 0 до 1, и *гиперболический тангенс*  $F(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1}$ , лимитирующий возможные значения в пределах от -1 до 1. Необходимость использования нескольких различных функций связана с обширностью применения нейронных сетей, упомянутой ранее [1].

Следующим важным понятием является *синапс* – весовой коэффициент, связывающий два некоторых нейрона соседних слоев. Синапс настраивается при обучении, а при практическом применении умножает на определенное число все проходящие через него значения перед их попаданием в сумматор. Далее рассматриваются *слои нейросети*, которые бывают разных типов, но самым простым примером может служить одномерный слой сети прямого распространения. Такой слой содержит набор нейронов, не связанных друг с другом, но связанных со всеми нейронами соседних слоев синапсами. Слои

подобного типа разделяют на 3 подвида: *входные слои* (принимающие входные данные), *выходные слои* (выводящие результат работы сети), *скрытые слои* (не видимые для пользователя, но выполняющие работу внутри сети). Изучение терминологии нейронных сетей завершается обобщением основного понятия: *нейросеть* состоит из слоев, принимает на вход некий набор значений, поступающих на входной слой, проходящих все скрытые слои и попадающих на выходной слой, проходя через который возвращаются пользователю в виде набора вероятностей, присутствия неких образов/коэффициентов, используемых для синтеза или других наборов данных в зависимости от типа решаемой задачи.

Рассмотренная структура дает некое понимание об устройстве этого интересного инструмента. Вместе с тем, необходим пример практического использования нейронной сети, в качестве которого можно рассматривать разработанную автором ранее нейронную сеть по распознаванию музыкальных фрагментов, а также нейронные сети, разрабатываемые автором в рамках работы над магистерской диссертацией. В данной работе планируется разработать 3 нейросети, коалиция которых позволит анализировать звуковой сигнал, распознавать присутствующие в нем звуковые эффекты, их последовательность в цепи, а также их настройки. Рассмотрим простейшую из трех указанных сетей – нейросеть, определяющую присутствие или отсутствие того или иного эффекта в цепи.

Данная нейросеть является сетью прямого распространения и состоит всего из двух двумерных слоев: входной слой, содержащий 200 рядов по 10 нейронов; скрытый слой, содержащий 32 ряда по 4 нейрона, а также одного одномерного выходного слоя, содержащего 5 нейронов. Данное количество слоев не случайно, а формируется по особому правилу, согласно которому: 1) одного скрытого слоя достаточно, если исследуемая функция непрерывна и определена на компактной области; 2) одного скрытого слоя достаточно, если функция имеет ограниченное количество принимаемых значений; 3) двух скрытых слоев достаточно во всех остальных случаях. В нашем случае функция может принимать ограниченный набор значений [1].

Полученное количество нейронов обусловлено следующими факторами: для входного слоя – размером входных данных; для выходного слоя – количеством рассматриваемых эффектов, присутствие которых возможно в цепи; для скрытого слоя – геометрическим правилом пирамиды, следуя которому количество нейронов в ряде ( $k_1$ ) и количество рядов нейронов ( $k_2$ ) получаются как:  $k_1 = \sqrt{n_1 m_1}$ ,  $k_2 = \sqrt{n_2 m_2}$ , где  $n_1$  – количество нейронов в ряде на входном слое,  $m_1$  – количество нейронов в ряде на выходном слое,  $n_2$  – количество рядов нейронов на входном слое,  $m_2$  – количество рядов нейронов на выходном слое

[1]. Информация о количестве слоев и их составе дает возможность создания нейросети и ее обучения, оба этих процесса были реализованы с использованием разработанного автором фреймворка на языке Swift. При этом обучение нейросети выполняется с использованием метода градиентного спуска и обратного распространения ошибки, который после 30 тысяч эпох с использованием 2,5 тысяч примеров позволил достичь точность в 86% на тестовой выборке, что оказалось вполне достаточным для решения поставленной задачи распознавания присутствующих в сигнале эффектов. Заметим, что решение данной задачи классическими методами было невозможно.

Описанная структура нейронной сети и подробная информация о ее обучении и использовании наряду с анализом результатов ее непосредственной практической работы являются тем необходимым инструментом, который позволяет увидеть реализацию теоретических положений, изученных ранее в конкретном работающем программном приложении. Такой подход к проектированию нейронной сети в совокупности с ее параллельным изучением позволяет глубже понять внутреннее устройство этого мощного и крайне интересного инструмента с целью дальнейшего использования его в будущей профессиональной деятельности. Кроме того, разработанный автором фреймворк на языке Swift прост во взаимодействии для любых пользователей данного языка и подтвердил свою надежность и удобство во время использования его для создания множества нейросетей студентами, обучающимися вместе с автором в рамках бакалавриата и магистратуры ИТ-направлений.

#### **Список использованных источников**

1. Aggarwal C. C. Neural Network and Deep Learning: A Textbook / C. C. Aggarwal – 1st ed. – Luxemburg : Springer, 2018. – 512 p.