

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ ТРАФИКА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В.Ю. Гойхман, А.И. Лапий

Статья посвящена разработке архитектуры нейронной сети для классификации распределений различного вида. Так же произведен анализ влияния параметров сети на качество распознавания нейронной сетью сигналов, подаваемых на ее вход. На основе результатов анализа показана возможность построения оптимальной нейронной сети и дальнейшей работы неизвестными распределениями, например, значениями трафика.

Ключевые слова: нейронные сети, классификация трафика, архитектура нейронной сети

THE SOLUTION OF THE PROBLEM OF TRAFFIC CLASSIFICATION USING NEURAL NETWORKS

Goikhman V., Lapiy A.

The article is devoted to development architecture of neural network for traffic classification. Dependence of quality of neural network's recognition of signals given on it entrance from parameters of a neural network is analyzed. On the basis of results of the analysis the possibility of creation of an optimum neural network is shown, and further it is possible to work with various entrance values, for example values of traffic.

Keywords: neural networks, traffic classification, architecture of neural network.

Искусственные нейронные сети – набор математических и алгоритмических методов для решения широкого круга задач. Нейронные сети вошли в практику везде, где нужно решать задачи прогнозирования, классификации или автоматизации. В последнее время они успешно применяются для классификации образов [1, 2], распознавания речи [3], сжатия данных [4] и т. д.

Идея искусственных нейронных сетей зародилась в попытках создания искусственного интеллекта. Вследствие чего функциональные возможности основных элементов данных сетей – искусственных нейронов – аналогичны некоторым функциям биологического нейрона.

Математическая модель искусственного нейрона представлена на рисунке 1.

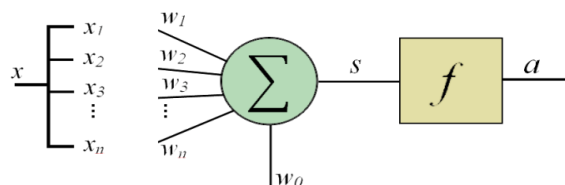


Рис. 1. Искусственный нейрон с векторным входом и функцией активации

На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, приходящих с выходов других нейронов. Каждый входной сигнал x_i перемножается с соответствующим весовым коэффициентом соединения w_i , и

взвешенные значения передаются на сумматор. Нейрон (рис. 1) дополнен скалярным смещением w_0 , которое суммируется с взвешенной суммой входов. Этот сигнал позволяет сдвинуть начало отсчета функции активации, которая в дальнейшем приводит к увеличению скорости обучения. Действие смещения можно привести к схеме взвешивания, предположив, что один из входных сигналов равен 1. Данное описание можно представить формулой:

$$s = (x, w) = w_0 + \sum_{i=1}^n x_i w_i,$$

где w_i – вес i -го входа нейрона, x_i – вход i -го нейрона, n – количество входных сигналов [5].

Нейронная сеть может включать в себя один или более слоев, и соответственно характеризоваться как однослойная или многослойная (рис. 2). Слой – это совокупность нейронов, на которые в каждый такт времени параллельно поступает информация от других нейронов сети. Количество входных сигналов, поступающих на слой, может не совпадать с количеством нейронов [6].

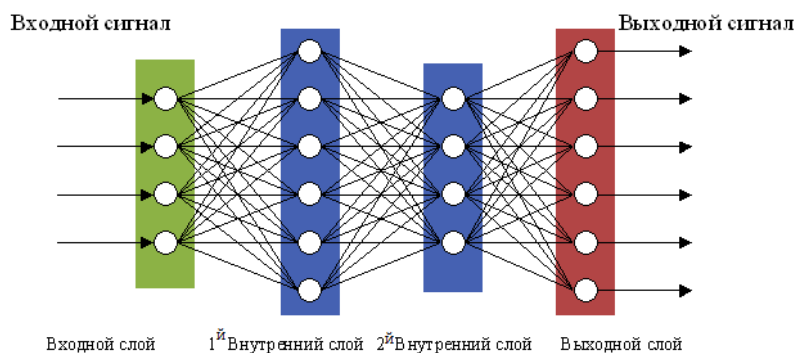


Рис. 2. Структурная схема многослойной сети

Существует множество программных средств для работы с нейронными сетями: Matlab, Python, RStudio, C++ и др.

В качестве инструмента для работы с нейронными сетями была выбрана программа Matlab, так как данная программа имеет удобный графический интерфейс и необходимые встроенные функции. С помощью встроенных функций данной программы можно создавать, обучать, использовать сеть, а так же варьировать ее параметры.

Задача: 1) Подобрать архитектуру нейронной сети для распознавания сигнала по данным на входе и отнесения его к одному из известных распределений (y_1 – распределение Пуассона, $y_2 = x^2$, $y_3 = x$, $y_4 = \sin(x)$, $y_5 = \cos(x)$, y_6 – вектор нулей). 2) С помощью построенной нейронной сети произвести классификацию трафика.

Одной из основных проблем, при создании нейронной сети является выбор ее архитектуры, а именно подбор параметров, таких как количество слоев, количество нейронов в слое, количество обучающих выборок. Для решения поставленной задачи будем постепенно увеличивать значения данных параметров и опытным путем подбирать подходящую структуру сети.

Создана сеть, на вход которой подается вектор значений распределения, состоящий из 100 отсчетов. В качестве целевого вектора обучения выбрана матрица 6х6 с единицами в главной диагонали. Каждый вектор столбец данной матрицы «кодирует» одно из известных распределений. На выходе сеть возвращает вектор-столбец, каждая строка которого показывает с какой вероятностью поданное на вход распределение соответствует каждому из известных (рис. 3).

	$y_1 = \text{poisscdf}(x, Mx)$
$P(y_1)$	0.9327
$P(y_2)$	0.0471
$P(y_3)$	0.0089
$P(y_4)$	0.0016
$P(y_5)$	0.0022
$P(y_6)$	0.0074

Рис. 3. Пример выходного вектора при подаче на вход распределения Пуассона

В качестве критерия успешности распознавания принято, что если значение в одной строке превышает 0,8, то считается, что сеть отнесла входные значения к данному распределению.

Необходимо подобрать архитектуру сети (количество слоев, количество нейронов в слое и количество выборок обучения) так, чтобы сеть правильно распознавала распределение, подаваемое на вход.

В ходе исследования происходил выбор подходящего количества промежуточных слоев, нейронов в промежуточном слое при обучении нейронной сети на идеальных (рис. 4–5) и зашумленных последовательностях (рис. 5–6).

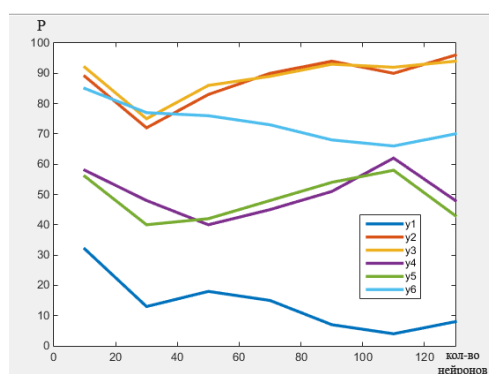


Рис. 4. Вероятность ошибки (%) распознавания распределения, при изменении количества нейронов в одном промежуточном слое при обучении на идеальных последовательностях

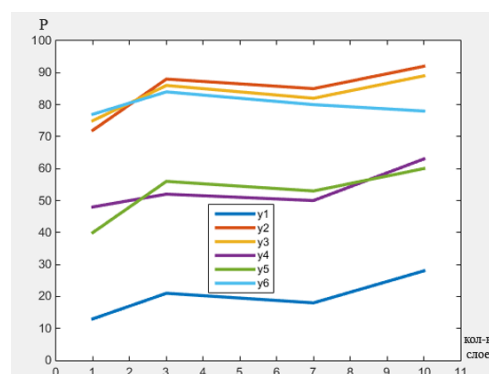


Рис. 5. Вероятность ошибки (%) распознавания распределения, при изменении при обучении на идеальных последовательностях

Также рассматривалось влияние количества обучающих векторов с шумом на качество распознавания нейронной сетью зашумленных распределений, подающихся на вход нейронной сети (рис. 7–8).

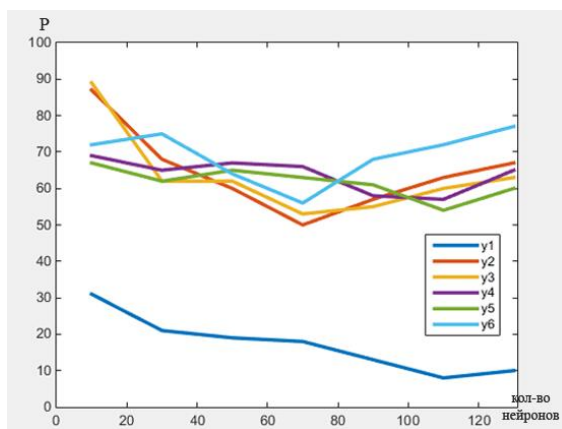


Рис. 6. Вероятность ошибки (%) распознавания распределения, при изменении количества нейронов в промежуточном слое при обучении на зашумленных последовательностях

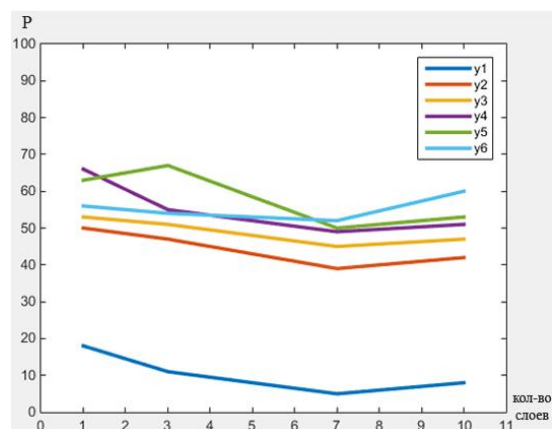


Рис. 7. Вероятность ошибки (%) распознавания распределения, при изменении количества промежуточных слоев при обучении на зашумленных последовательностях

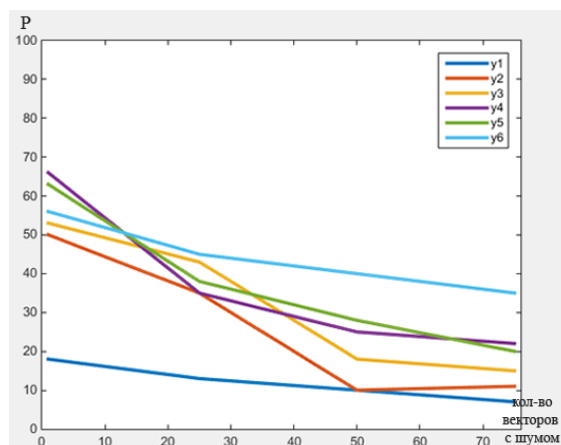


Рис. 8. Вероятность ошибки (%) распознавания распределения, при увеличении числа видов зашумленных последовательностей

Опытным путем было установлено, что увеличивать число промежуточных слоев и количество нейронов в каждом из них можно до определенного порога. Дальнейшее увеличение данных параметров приводит к явлению «переобучения» нейронной сети – сеть перестает быть гибкой и принимает неверные решения в ходе сравнения и подстройки весов.

Увеличение числа последовательностей для обучения позволяет уменьшить ошибку распознавания нейронной сетью распределений, подаваемых на ее вход. При достижении определенного количества зашумленных последовательностей для обучения нейронная сеть должна обнаружить и запомнить зависимости между входными сигналами и требуемыми ответами. Однако стоит

учитывать, что при увеличении выборки обучения, значительно возрастает время обучения. Так же можно столкнуться с проблемой переобучения нейронной сети, которое возникает в случае слишком долгого обучения, недостаточного числа обучающих примеров или переусложненной структуры нейронной сети. При данном явлении сеть теряет способность к обобщению и перестает быть гибкой.

Впоследствии имеет смысл провести подобное исследование для вероятностных распределений, которые лучше описывают поведение реальных сигналов, например, распределения Вейбулла, распределения Парето и др.

В дальнейшем на созданную и обученную нейронную сеть можно подавать не только зашумленные последовательности уже известных распределений, а так же неизвестные последовательности, например значения трафика, и относить их с некой вероятностью к распределениям, которые имеются в «памяти» нейронной сети.

Список используемых источников

1. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети. Matlab 6. М.: Диалог-МИФИ, 2002. 496 с. ISBN 5-86404-163-7.
2. Christopher M. Bishop. Neural Networks for Pattern Recognition, Clarendon press Oxford, 1995. 482 p.
3. Комашинский В. И., Смирнов Д. А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. М.: Горячая линия-Телеком, 2003. 94 с. ISBN 5-93517-094-9.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И. Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.: ил. ISBN 5-279-02567-4.
5. Учебник «СтатСофт» [Электронный ресурс] / URL: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/stneunet.html>
6. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети: теория и практика. М.: Горячая линия-Телеком, 2002. 382 с. ISBN 5-93517-031-0.

СРАВНЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДОВ ПОСТРОЕНИЯ СТЕГОСИСТЕМ С ИНФОРМИРОВАННЫМ КОДЕРОМ

К.С. Горышин, К.А. Небаева

В данной статье рассматриваются два метода построения стегосистем с информированным кодером: использующие улучшенные сигналы с расширенным спектром и квантованную проективную модуляцию/демодуляцию, приводится их сравнительный анализ скоростей вложения, вероятностей ошибочного извлечения бита сообщения, и вероятностей ложного обнаружения и пропуска СГС.

Ключевые слова: улучшенные сигналы с расширенным спектром, квантованная проективная модуляция, стеганография