

# Трехмерный подход к визуализации функции ошибок в задаче настройки нейронных сетей

Р.Э. Ханиев<sup>1</sup>, С.А.К. Диане<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> РТУ МИРЭА, просп. Вернадского 78, Москва, 119454, Россия

<sup>2</sup> ИППУ РАН, ул. Профсоюзная 65, Москва, 117997, Россия

## Аннотация

В докладе представлен подход к визуализации и анализу эффективности нейронной сети с применением одномерных и трехмерных графиков. Предложена обобщенная структурная схема алгоритмического обеспечения для решения задач настройки и визуализации нейросетевых моделей. В рамках исследования влияния нескольких макропараметров на качество обучения сети приведены частные одномерные зависимости ошибок RMSE и обобщенная трехмерная функция ошибок, которая учитывает количество нейронов в скрытом слое, число обучающих примеров и количество эпох обучения. Программная реализация алгоритмов расчета, обучения и визуализации нейронных сетей проведена на языке Python. Анализ полученного трехмерного графика позволил сделать вывод о нелинейном характере полученной многомерной зависимости и определить наилучшее сочетание макропараметров с использованием экспертной функции оценки.

## Ключевые слова

Нейронная сеть, трехмерный график, макропараметрическая настройка, воксельная визуализация.

# 3D Approach to Visualization of Error Function in the Neural Network Tuning Problem

R.E. Khaniev<sup>1</sup>, S.A.K. Diane<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> RTU MIREA, Vernadsky Ave., 78, Moscow, 119454, Russia

<sup>2</sup> ICS RAS, Profsovnaya St., 65, Moscow, 117997, Russia

## Abstract

The report presents an approach to visualization and analysis of the effectiveness of a neural network using one-dimensional and three-dimensional graphs. A generalized block diagram of algorithmic support for solving the problems of configuring and visualizing neural network models is proposed. As part of the study of the influence of several macroparameters on the quality of network learning, particular one-dimensional dependencies of RMSE errors and a generalized three-dimensional error function are given, which takes into account the number of neurons in the hidden layer, the number of training examples and the number of training epochs. Software implementation of algorithms for calculation, training and visualization of neural networks is carried out in Python. The analysis of the obtained three-dimensional graph made it possible to conclude about the nonlinear nature of the obtained multidimensional dependence and to determine the best combination of macroparameters using the expert evaluation function.

## Keywords

Neural network, three-dimensional graph, macro parametric tuning, voxel visualization.

ГрафиКон 2023: 33-я Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению, 19-21 сентября 2023 г., Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук, г. Москва, Россия

EMAIL: diane1990@yandex.ru (С.А.К. Диане); khaniev.raddark17@mail.ru (Р.Э. Ханиев)

ORCID: 0000-0002-8690-6422 (С.А.К. Диане)



© 2023 Copyright for this paper by its authors.

Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

## 1. Введение

Обучение многослойных нейронных сетей прямого распространения (МНСПР) в задачах регрессии нелинейных функций или классификации данных является сложной многопараметрической, а зачастую и многокритериальной задачей. При этом можно выделить два уровня настройки МНСПР.

На микроуровне происходит автоматический поиск весовых коэффициентов нейросетевой модели с применением метода градиентного спуска [1]. На макроуровне реализуется выбор параметров структуры нейронной сети и алгоритма обучения, таких как общее количество нейронов, число используемых обучающих примеров, число эпох обучения.

Для выбора оптимальных макропараметров обучения нейронной сети зачастую применяются интуитивные соображения эксперта и эмпирические расчетные формулы [2]. В этой связи целесообразно сделать процесс настройки более наглядным и удобным в отладке [3, 4].

Основными критериями, выбираемыми для оценки эффективности МНСПР, являются установившаяся ошибка  $E$  регрессии или классификации на тестовом множестве примеров, а также мера  $C$  вычислительной сложности нейронной сети.

В настоящем докладе предлагается визуализировать ошибку обучения нейронной сети для многомерного пространства, состоящего из трех макро параметров – количества нейронов в скрытом слое, числа обучающих примеров и количества эпох обучения.

## 2. Структура алгоритмического обеспечения

Основными требованиями, предъявляемыми к алгоритмическому обеспечению, являются экспериментальное получение оценок эффективности МНСПР с последующей записью их в файл, а также визуализация данных оценок для различных сочетаний входных макропараметров.

Структура программно-алгоритмического обеспечения (ПО), разработанного в соответствии с данными требованиями, представлена на рисунке 1.

При реализации ПО использовался язык программирования Python [5]. Для визуализации результатов применялись графические библиотеки Matplotlib и OpenGL [6].

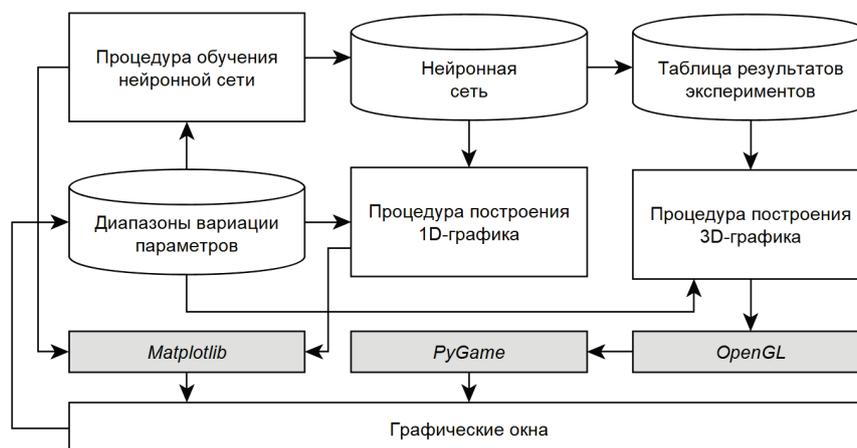


Рисунок 1 – Структурная схема разработанного программного обеспечения

В качестве модельного объекта для визуализации и анализа рассмотрим двуслойную МНСПР (двуслойный перцептрон), представленный на рисунке 2.

Модель слоя нейронов в рамках данного перцептрона осуществляет векторное преобразование, которое описывается следующей формулой:

$$y_j = F\left(\sum_{i=1}^m w_{ij} \cdot x_i + b_j\right), j = 1, \dots, n,$$

где  $w_{ij}$  – весовые коэффициенты связей между нейронами соседних слоев,  $b_i$  – величина смещения,  $n, m$  – количество нейронов в текущем и предыдущем слоях,  $F$  – функция активации нейронов типа гиперболический тангенс [1].

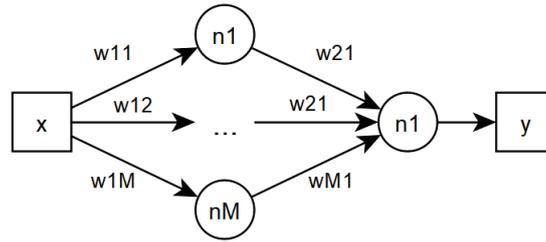


Рисунок 2 – Модель двуслойного перцептрона

### 3. Построение одномерных параметрических зависимостей

Зададим целевую функцию для аппроксимации перцептроном в виде  $y = \sin(x)$  на области определения  $[0, 6\pi]$  для построения параметрических зависимостей, отражающих точность работы нейронной сети при изменении количества нейронов в скрытом слое (рисунок 3), количества эпох обучения (рисунок 4) и количества обучающих примеров (рисунок 5).

На рисунке 3 представлена макрозависимость точности аппроксимации графика от количества нейронов в скрытом слое. При этом каждый из вложенных рисунков, обозначенных буквами а – г, отражает исходную зависимость ошибки аппроксимации целевой функции на ее области определения. Как и следовало ожидать из теоретических положений [2], среднеквадратичная ошибка RMSE падает с увеличением данного макропараметра.

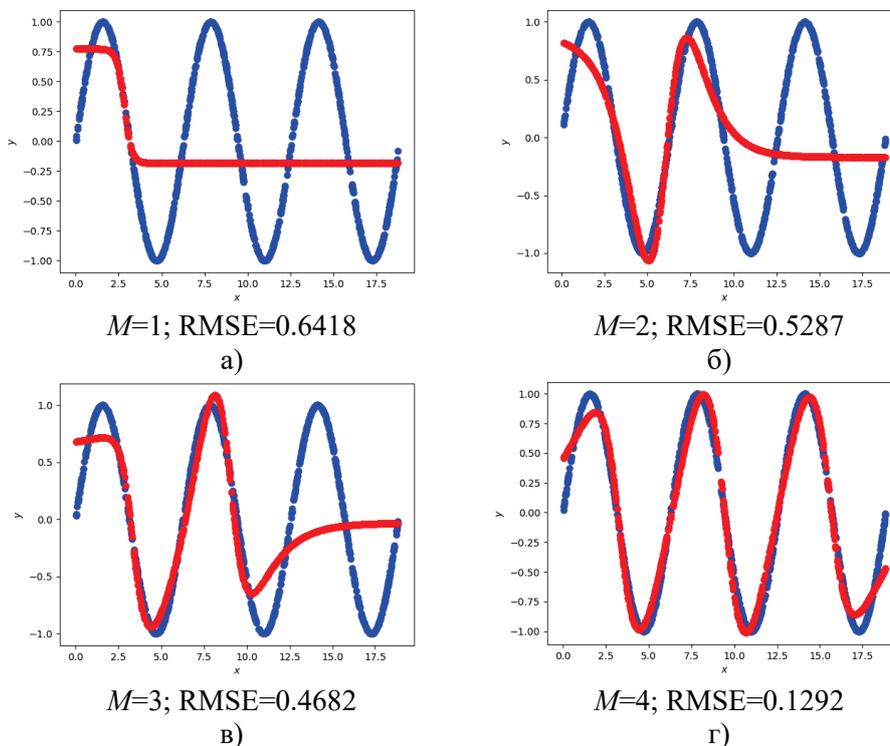
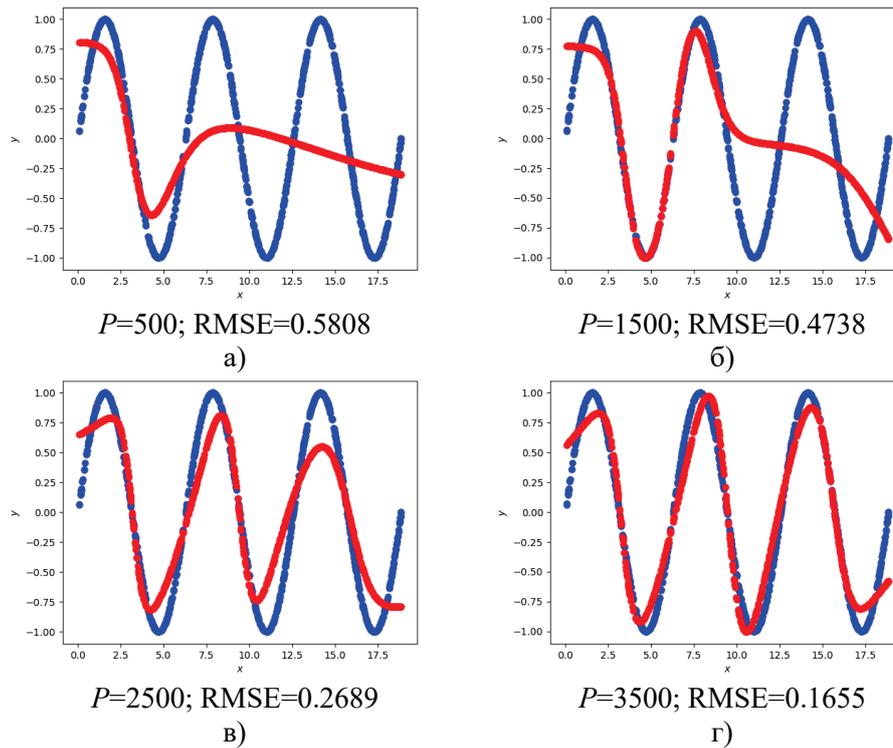


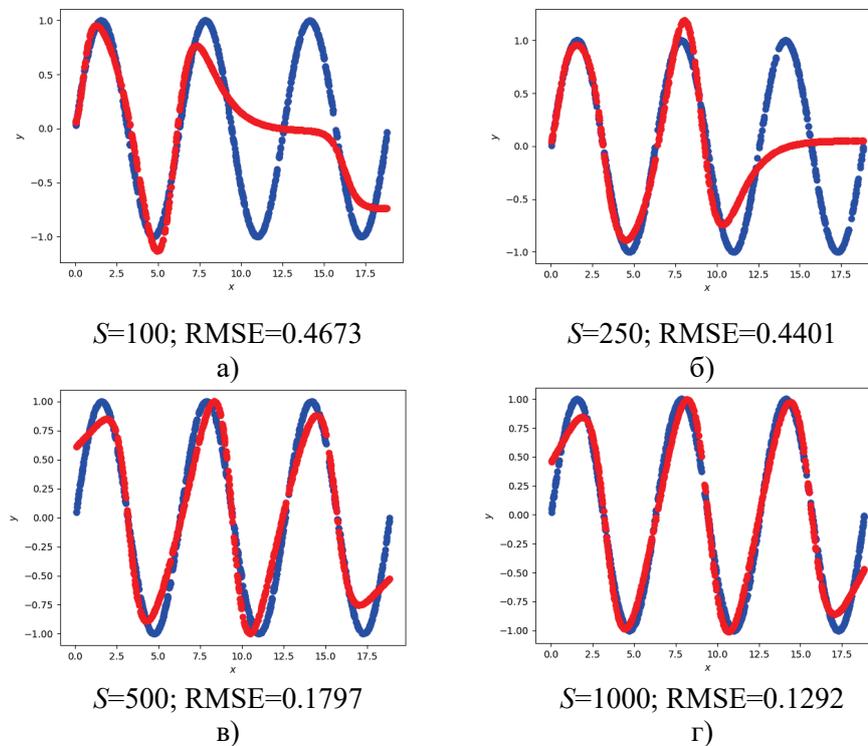
Рисунок 3 – Зависимость  $RMSE(M)$  точности аппроксимации графика от количества нейронов в скрытом слое для 1000 обучающих примеров и 5000 эпох обучения

На рисунке 4 представлена зависимость точности аппроксимации графика от количества эпох обучения. Аналогично, как и в предыдущем эксперименте, ошибка падает при увеличении входного макропараметра.



**Рисунок 4** – Зависимость  $RMSE(P)$  точности аппроксимации графика от количества эпох обучения для 4 нейронов в скрытом слое и 1000 обучающих примеров

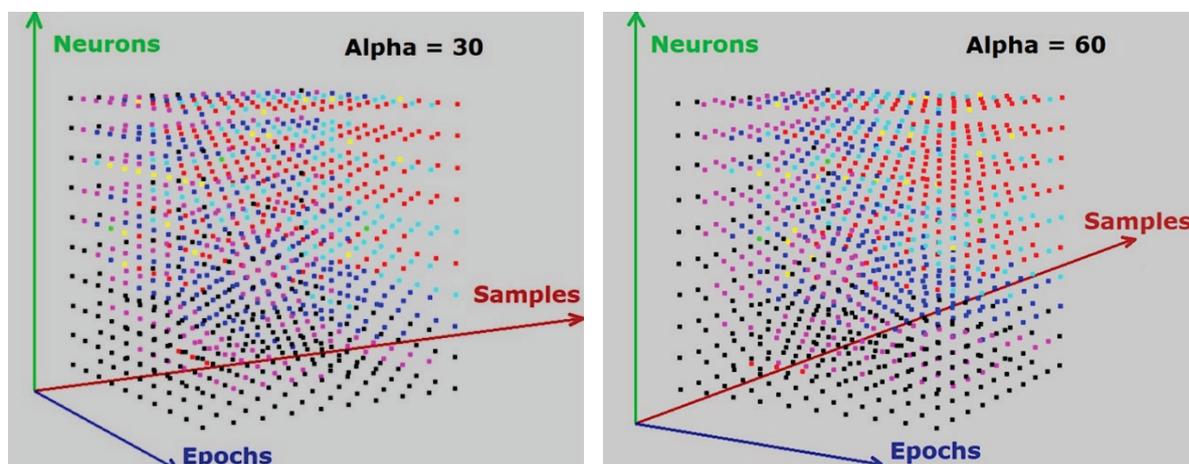
На рисунке 5 представлена зависимость точности аппроксимации графика от количества обучающих примеров. Полученные кривые  $RMSE(S)$  во многом схожи с зависимостями  $RMSE(M)$ ,  $RMSE(P)$ .



**Рисунок 5** – Зависимость  $RMSE(S)$  точности аппроксимации графика от количества обучающих примеров для 4 нейронов во внутреннем слое и 5000 эпох обучения

## 4. Построение трехмерной зависимости

Представленные выше одномерные зависимости, безусловно, важны для отбраковки заведомо непригодных параметров нейронной сети, однако они не дают общей картины при анализе взаимовлияния макропараметров на итоговую ошибку обучения. Поэтому потребовалось осуществить трехмерную визуализацию графика ошибок, как показано на рисунке 6.



а)

Измерение	Min	Max
Samples	50	500
Neurons	1	10
Epochs	500	5000

б)

Диапазон ошибки	Цвет
$0 < rmse < 0.1$	Красный
$0.1 < rmse < 0.2$	Желтый
$0.2 < rmse < 0.3$	Зеленый
$0.3 < rmse < 0.4$	Циановый
$0.4 < rmse < 0.5$	Синий
$0.5 < rmse < 0.6$	Пурпурный
$0.6 < rmse < 0.7$	Черный

в)

**Рисунок 6** – Трехмерная зависимость ошибки нейронной сети от макропараметров алгоритма обучения: а) визуализация при угле поворота  $\alpha_y=30^\circ$ ; б) визуализация при угле поворота  $\alpha_y=60^\circ$ ; в) легенда трехмерного графика

Данный график, по сути, имеет воксельную структуру [7]. Каждая точка, расположенная в участке дискретизированного трехмерного пространства, несет информацию о величине ошибки  $E = RMSE(M, P, S)$ , полученную при обучении нейронной сети с макропараметрами, соответствующими координатам данной точки.

Отметим, что для наглядности куб ошибок выводится на экран в анимированной форме, вращаясь вокруг вертикальной оси на  $1^\circ$  каждые 10 мс, что достигается изменением угла поворота  $\alpha_y$ .

В целях автоматизации выбора наилучших параметров экспертная функция оценки может быть сформирована в виде взвешенной суммы параметров:

$$Q = 1 / (w_1 \cdot M + w_2 \cdot P + w_3 \cdot S + w_4 \cdot E).$$

Максимизация данного функционала для выбранного набора коэффициентов позволяет определить наилучшее сочетание макропараметров алгоритма обучения.

## 5. Заключение

Таким образом, обобщая итоги разработки программно-алгоритмического обеспечения, проведенные экспериментальные исследования и полученные результаты визуализации, можно

подтвердить, что трехмерный подход к отображению графика ошибок является достаточно эффективным средством анализа и ошибок при настройке нейронных сетей и выборе макропараметров их обучения. Дальнейшие пути развития предложенного подхода могут быть связаны с визуализацией параметрического пространства многомерных систем при количестве измерений  $N_{dim} > 3$ .

## 6. СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- [1] Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. / 2-е изд. М.: Издательский дом "Вильямс", 2019. – 1104 с.
- [2] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы // Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
- [3] Neural network assisted multiscale analysis for the elastic properties prediction of 3D braided composites under uncertainty [Электронный ресурс] / G. Balokas, S. Czichon, R. Rolfes // Composite Structures.2017.037. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263822317302416> (дата обращения 15.06.2023).
- [4] Improving 3D convolutional neural network comprehensibility via interactive visualization of relevance maps: evaluation in Alzheimer's disease [Электронный ресурс] / M. Dyrba [и др.] // Alzheimer's Research & Therapy.2021.191. URL: <https://alzres.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13195-021-00924-2> (дата обращения 17.06.2023).
- [5] Kuhlman D. A Python Book: Beginning Python, Advanced Python, and Python Exercises. – Boston: MIT, 2015. – 278 p.
- [6] Shreiner D. OpenGL programming guide: the official guide to learning OpenGL, versions 3.0 and 3.1. 7 изд. Addison Wesley, 2009. 1015 с.
- [7] Hazzat S., Saaidi A., Satori K. Multi-view passive 3D reconstruction: Comparison and evaluation of three techniques and a new method for 3D object reconstruction. Proc. of International Conference on Next Generation Networks and Services, NGNS. 2014. pp. 194-201.