

Мардвилко Татьяна Сергеевна, Шарай Вадим Владимирович

### **МНОГОСЛОЙНЫЙ ПЕРСЕПТРОН В ПРОГРАММИРОВАНИИ ИГР**

В работе рассмотрена проблема предсказания с использованием нейронных сетей на основе игры "Ping-pong". Изучены различные конфигурации нейронной сети и эвристики, влияющие на скорость обучения и ошибку сети. Для визуализации процесса обучения создана специальная утилита, позволяющая исследователю строить различные конфигурации нейронных сетей и наблюдать изменение сети на отдельных шагах обучения. Проект написан на языке Python с использованием библиотеки PyBrain.

Адрес статьи: [www.gramota.net/materials/1/2015/9/27.html](http://www.gramota.net/materials/1/2015/9/27.html)

**Статья опубликована в авторской редакции и отражает точку зрения автора(ов) по рассматриваемому вопросу.**

Источник

### **Альманах современной науки и образования**

Тамбов: Грамота, 2015. № 9 (99). С. 99-102. ISSN 1993-5552.

Адрес журнала: [www.gramota.net/editions/1.html](http://www.gramota.net/editions/1.html)

Содержание данного номера журнала: [www.gramota.net/materials/1/2015/9/](http://www.gramota.net/materials/1/2015/9/)

### **© Издательство "Грамота"**

Информация о возможности публикации статей в журнале размещена на Интернет сайте издательства: [www.gramota.net](http://www.gramota.net)

Вопросы, связанные с публикациями научных материалов, редакция просит направлять на адрес: [almanac@gramota.net](mailto:almanac@gramota.net)

УДК 51-7

**Физико-математические науки**

В работе рассмотрена проблема предсказания с использованием нейронных сетей на основе игры “Ping-pong”. Изучены различные конфигурации нейронной сети и эвристики, влияющие на скорость обучения и ошибку сети. Для визуализации процесса обучения создана специальная утилита, позволяющая исследователю строить различные конфигурации нейронных сетей и наблюдать изменение сети на отдельных шагах обучения. Проект написан на языке Python с использованием библиотеки PyBrain.

**Ключевые слова и фразы:** нейрон; нейронные сети; метод обратного распространения ошибки; многослойный персептрон; язык программирования Python; Ping-pong.

**Мардвилко Татьяна Сергеевна**, к. ф.-м. н.

**Шарай Вадим Владимирович**

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, г. Минск  
 mardvilko@mail.ru; vadimsharay@gmail.com

### МНОГОСЛОЙНЫЙ ПЕРСЕПТРОН В ПРОГРАММИРОВАНИИ ИГР<sup>©</sup>

Сегодня компьютеры не только заняли огромную нишу в проведении досуга, но и являются незаменимыми помощниками во многих областях человеческой деятельности. Исследователи все чаще и чаще обращают свой взор в сторону «умных машин» при работе с большими объемами данных, в сферах, опасных для жизни человека, и др. Неудивительно стремление ученых научить компьютеры принимать решения, «мыслить» и обучаться. Уже сейчас разработано немало алгоритмов, позволяющих в той или иной степени решать различные задачи прогнозирования, классификации, кластеризации, распознавания образов и др. Огромный вклад в данной области принадлежит искусственным нейронным сетям, которые сумели себя зарекомендовать при решении ряда важных практических задач, таких как автоматизация производственных процессов, фильтрация спама, обнаружение различного рода мошенничества, видеонаблюдение, в медицине для диагностики различных заболеваний, классификации состояния больных и мн. др. С нейронными сетями связывают надежды на решение ряда задач, которые сегодня стоят перед учеными. А потому данное направление активно исследуется и развивается.

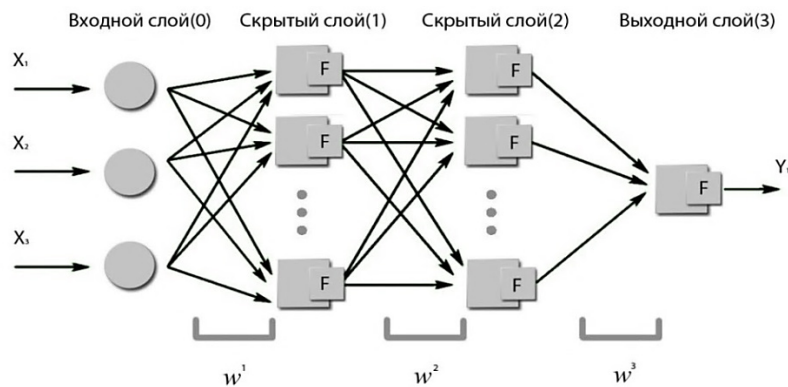


Рисунок 1

В нашей работе исследуется проблема предсказания с использованием многослойных нейронных сетей [2]. Для исследования проблемы нами написана игра “Ping-pong”. В этой игре 1 игрок играет против компьютера. Задача состояла в том, чтобы научить компьютер на основе получаемого опыта предугадывать точку соударения шара с зоной его ворот. Для решения задачи мы строим многослойный персептрон (см. Рис. 1), представляющий собой сеть, состоящую из входного слоя, нескольких скрытых слоев и выходного слоя. Все нейроны связаны между собой синоптическими связями, каждая из которых имеет вес – силу связи. На вход сети мы подаем вектор пространства  $\mathbb{R}^3$ , координаты которого представляют собой координату точки соударения шара с ракеткой игрока и координаты вектора скорости движения шара. Выходной слой нашей сети состоит из одного нейрона, представляющего собой координату точки соударения шара с воротами компьютера.

С математической точки зрения каждый нейрон представляет собой скалярную функцию векторного аргумента. На вход каждый нейрон, кроме нейронов входного слоя, являющегося распределительным, принимает сигналы от всех нейронов предыдущего слоя, умноженные на соответствующие коэффициенты синоптических

связей. Выходной сигнал нейрона представляет собой значение функции активации  $F$  от взвешенной суммы входных сигналов. Таким образом, выходной сигнал  $j$ -го нейрона  $i$ -го слоя вычисляется следующим образом:

$$Y_j^i = F\left(\sum_{k=1}^n (Y_k^{i-1} * w_{k,j}^i)\right),$$

где через  $w_{k,j}^i$  обозначен вес синаптической связи, соединяющей  $k$ -ый нейрон  $(i-1)$ -го слоя и  $j$ -ый нейрон  $i$ -го слоя, а  $n$  – число нейронов на  $(i-1)$ -ом слое. Мы инициализируем веса случайными значениями из отрезка  $[-0,3, 0,3]$ .

Задача обучения нейронной сети состоит в том, чтобы, предъявив сети некую обучающую выборку, настроить сеть таким образом, чтобы при предъявлении новых входных данных сеть ошибалась как можно реже. Через  $W$  обозначим матрицу всех весовых коэффициентов сети. Для оценки качества обучения используем функцию ошибки, характеризующую величину отклонения реального отклика от ожидаемого:

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum (T - Y)^2.$$

Функция ошибки представляет собой функцию многих переменных, и задача состоит в том, чтобы минимизировать эту функцию. Таким образом, настройка весов представляет собой задачу оптимизации. Решаем эту задачу мы классическим для многослойного персептрона методом – методом обратного распространения ошибки. Мы движемся в многомерном пространстве весов в сторону, противоположенную градиенту. Согласно этому методу, веса после предъявления  $j$ -ой обучающей пары изменяются следующим образом:

$$W^{[i+1]} = W^{[j]} - \eta * \nabla E(W^{[j]}),$$

где  $\nabla E(W)$  – градиент функции ошибки, а  $\eta$  – скорость (шаг) обучения.

Для рассмотрения различных конфигураций нейронной сети и построения оптимальной сети для решения поставленной задачи нами написана программа, визуализирующая процесс обучения сети. Это – графическая утилита, где исследователь несколькими щелчками мыши может задать необходимую ему конфигурацию сети, указать скорость обучения и другие исследуемые параметры. Данная утилита является очень удобным инструментом для проведения подобных исследований, так как позволяет наблюдать весь процесс обучения, как изменяются сеть и весовые коэффициенты на отдельных шагах обучения. Линии связи имеют различную окраску, соответствующую весовому коэффициенту и получаемую смешением красного и синего цветов. Так, связи с положительными весами, так называемые возбуждающие, отображаются оттенками красного цвета, а с отрицательными, тормозящие, – оттенками синего. Программа также просчитывает и выводит для исследователя средние и максимальные ошибки работы сети. Исследователь может просматривать одновременно ошибки на обучающей и тестовой выборках, а также ошибку для отдельной пары выборки и выводить на экран график обучения сети, демонстрирующий зависимость ошибки от количества пройденных итераций.

Используя описанную выше утилиту, мы исследовали ряд эвристик, рассмотрим некоторые из них.

#### 1. Эвристика «наращивание сети»

Здесь нами рассмотрены различные конфигурации сети: с одним, двумя, тремя, четырьмя скрытыми слоями, а также изменение количества нейронов на слоях. Мы рассматривали как изменение нейронов на одном скрытом слое, так и одновременное наращивание на всех скрытых слоях.

Как показали проведенные нами исследования, большие сети не дают существенных преимуществ, и для данной задачи хорошо подходят небольшие сети с 2-3-мя скрытыми слоями. Так, неплохие результаты показала сеть с двумя скрытыми слоями по 19 и 5 нейронов соответственно.

#### 2. Эвристика «обучающая выборка»

Нами рассмотрены различные данные для обучения сети: аналитическое задание и экспериментально подобранные выборки различного объема, с повторяющимися данными и без, а также различные способы подачи обучающих пар. Как показывают проведенные нами эксперименты, случайная подача дает преимущества при небольшом количестве обучающих пар, а с увеличением обучающей выборки лучшие результаты показывают отсортированные данные. В Таблице 1 приведены некоторые результаты, полученные нами при случайной подаче обучающей выборки и отсортированных по убыванию длин векторов.

Таблица 1

Количество пар	Случайная подача пар обучающей выборки		Отсортированная по убыванию длин векторов входных данных выборка	
	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Обучающая выборка	Тестовая выборка
10	0,051	0,239	0,177	0,283
50	0,156	0,237	0,101	0,230
100	0,059	0,102	0,117	0,239
150	0,044	0,063	0,051	0,133
200	0,206	0,237	0,158	0,171
250	0,049	0,055	0,040	0,053
300	0,053	0,058	0,045	0,049

### 3. Эвристика «скорость обучения»

Мы изучили ответы сети в зависимости от изменения коэффициента скорости обучения, влияющего на изменение весовых коэффициентов, а также рассмотрели постоянную и динамическую скорости обучения с различными изменениями скорости.

Таблица 2

Статический коэффициент скорости обучения			Динамический коэффициент скорости обучения (равномерное уменьшение)		
Коэффициент скорости	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Коэффициент скорости	Обучающая выборка	Тестовая выборка
0,9	0,270	0,281	0,9-0,009	0,154	0,146
0,8	0,286	0,296	0,8-0,008	0,052	0,057
0,7	0,234	0,226	0,7-0,007	0,208	0,224
0,6	0,217	0,225	0,6-0,006	0,064	0,067
0,5	0,075	0,082	0,5-0,005	0,061	0,065
0,4	0,076	0,084	0,4-0,004	0,188	0,197
0,3	0,146	0,152	0,3-0,003	0,183	0,191
0,2	0,059	0,065	0,2-0,002	0,058	0,060
0,1	0,054	0,059	0,1-0,001	0,122	0,120

В Таблице 2 приведены некоторые результаты, полученные при обучении сети со статическим и динамическим коэффициентами обучения (в случае равномерного уменьшения коэффициента скорости в 100 раз). При этом во всех случаях бралась одна и та же сеть с двумя скрытыми слоями по 19 и 5 нейронов соответственно (выбрали небольшую сеть, дающую хорошие результаты согласно предыдущим исследованиям). Как видно из приведенных результатов, динамический коэффициент чаще дает лучшие результаты.

### 4. Эвристика «функция активации»

Нами рассмотрены различные функции активации, показывающие степень возбуждения нейрона, такие как сигмоида, гиперболический тангенс и биполярная сигмоида. На Рисунке 2 приведены результаты исследования зависимости ошибки сети от функций активации.

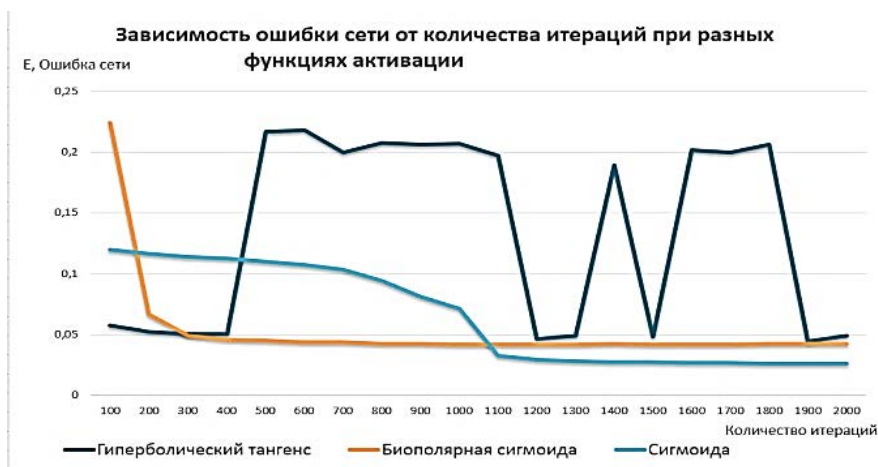


Рисунок 2

Как видно из графиков, при малом количестве итераций преимущество показывает гиперболический тангенс, а с ростом числа итераций меньшую ошибку как на обучающей, так и на тестовой выборке дает использование сигмоиды.

Весь проект написан на языке *Python* [1] с использованием библиотеки *PyBrain* [3], содержащей большое количество инструментов для решения задач машинного обучения и в частности создания и обучения нейронных сетей.

Таким образом, нами построена нейронная сеть, обучающая компьютер играть в *Ping-pong*. На примере данной игры изучено влияние различных параметров нейронной сети на процесс обучения. Для визуализации обучения написана графическая утилита, которая может быть использована и при решении других задач, где применяются нейронные сети.

### Список литературы

1. Лутц М. Программирование на Python: в 2-х т. СПб.: Символ-Плюс, 2011. Т. 2. 992 с.
2. Портал искусственного интеллекта [Электронный ресурс]. URL: <http://www.aiportal.ru> (дата обращения: 20.03.2015).
3. Welcome to PyBrain's Documentation! [Электронный ресурс]. URL: <http://www.pybrain.org/docs> (дата обращения: 08.02.2015).

**MULTILAYER PERCEPTRON IN GAMES PROGRAMMING**

**Mardvilko Tat'yana Sergeevna**, Ph. D. in Physical-Mathematical Sciences  
**Sharai Vadim Vladimirovich**  
*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk*  
*mardvilko@mail.ru; vadimsharay@gmail.com*

The paper examines the problem of forecasting with the use of neural nets on the basis of the game "Ping-pong". Various configurations of neural nets and heuristics influencing learning speed and the error of the net are studied. For the visualization of the process of learning a special utility is created allowing the researcher to build various configurations of neural nets and watch the change of the net at separate stages of learning. The project is written in the Python language with the use of the library PyBrain.

*Key words and phrases:* neuron; neural nets; method of reversal spread of error; multilayer perceptron; programming language Python; Ping-pong.

УДК 069:378"20"

**Культурология**

*Статья посвящена проблемам подготовки музейного специалиста в условиях глобализационных трансформаций и реформы системы российского образования. На основе анализа опыта кафедры музеологии и культурного наследия Санкт-Петербургского государственного института культуры формулируются базовые принципы культурологического содержания образовательных программ по музеологии, акцентируется роль инновационных образовательных технологий применительно к многоуровневой подготовке музейного специалиста. Изменения современного музейного мира обуславливают появление новых музейных профессий, среди которых все большее признание получает куратор.*

*Ключевые слова и фразы:* музеология; музеолог; гуманитарное образование; подготовка музейных специалистов; образовательная программа; куратор.

**Мастеница Елена Николаевна**, к.и.н., доцент  
*Санкт-Петербургский государственный институт культуры*  
*elenamast@yandex.ru*

**МУЗЕЙНЫЙ СПЕЦИАЛИСТ XXI ВЕКА: ХРАНИТЕЛЬ? ИССЛЕДОВАТЕЛЬ? МУЗЕОЛОГ?®**

Музейная профессия всегда вызывала и продолжает вызывать немало вопросов, сомнений и споров. Кто такой музейщик? Каков его статус? Кого можно считать профессионалом музейного дела? Как им стать и можно ли этому научить? Кто он – музейный работник: историк или культуролог? Искусствовед или психолог? Ученый или популяризатор? Вещевед или обществовед? Вопросы эти и сегодня не имеют однозначного ответа. В обыденном сознании бытует представление, что музей – это, прежде всего, вещи: памятники истории и искусства, природные раритеты, артефакты культуры. Принято считать, что только дар музейщика, его профессиональные знания и трепетное отношение к прошлому, а также особое музейное отношение к действительности делают вещи средством сильнейшего впечатления и воздействия. Иными словами, если формулировать кратко: нет человека – нет музея. Достаточно вспомнить, что у истоков российских музеев стояли незаурядные люди. В культурной хронике нашего Отечества всегда будут рядом Петр Великий и Кунсткамера, Екатерина Великая и Эрмитаж, Иван Шувалов и Музей Императорской Академии художеств, Николай Румянцев и Румянцевский музей, Алексей Уваров и Порецкий музей, Николай Мартьянов и Минусинский музей, Иван Цветаев и Музей изящных искусств, Николай Бартрам и Музей игрушки, Александра Толстая и Ясная Поляна. Примеры и параллели можно продолжить, но эти имена приведены лишь для того, чтобы подчеркнуть непреходящее значение человеческого фактора в музейном деле, а также в сфере сохранения, изучения и популяризации культурного наследия.

Важность личностного начала и роль неординарной личности в истории музейного дела не могут не учитываться в концепции подготовки музейных специалистов, однако последняя во многом зависит также и от ракурса воззрений на сущность музея как социокультурного института. Не будет преувеличением сказать, что трактовки музея предопределены динамикой и диалектикой его эволюции, обусловленной как общими тенденциями цивилизационного развития, так и конкретными факторами социально-экономического и культурного характера. Более того, запрос на качество подготовки музейного специалиста определяется потребностями общества, образовательной системой, традициями университетов и других высших учебных заведений.

На рубеже XX-XXI веков система высшего образования в России стала ориентированной на требования постиндустриального общества. Во главу угла поставлены высокий уровень профессионализма, академическая и социальная мобильность выпускника, готовность к самообразованию. Развитие Болонского процесса и изменения на рынке труда предопределили необходимость разработки новых образовательных стратегий на основе компетентностного подхода.