



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«Московский государственный технический университет  
имени Н.Э. Баумана  
(национальный исследовательский университет)»  
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

---

ФАКУЛЬТЕТ

*Робототехники и комплексной автоматизации*

КАФЕДРА

*Системы автоматизированного проектирования (РК-6)*

**РАСЧЕТНО-ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА**  
***К НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ***  
***НА ТЕМУ:***  
***«Исследование методов начальной инициализации***  
***весовых коэффициентов нейронных сетей»***

Студентка группы РК6-42Б

\_\_\_\_\_  
(Подпись, дата)

**Долженко А.Т.**

\_\_\_\_\_  
(И.О.Фамилия)

Руководитель

\_\_\_\_\_  
(Подпись, дата)

\_\_\_\_\_  
(И.О.Фамилия)

Консультант

\_\_\_\_\_  
(Подпись, дата)

\_\_\_\_\_  
(И.О.Фамилия)

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана  
(национальный исследовательский университет)»  
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

---

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой РК6

\_\_\_\_\_ А.П. Карпенко

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2024 г.

**З А Д А Н И Е**  
**на выполнение научно-исследовательской работы**

по теме «Исследование методов начальной инициализации весовых коэффициентов нейронных сетей»

Студент группы РК6-42Б

\_\_\_\_\_ Долженко Анастасия Тимофеевна

(Фамилия, имя, отчество)

Направленность НИР (учебная, исследовательская, практическая, производственная, др.)

\_\_\_\_\_ учебная

Источник тематики (кафедра, предприятие, НИР) Кафедра РК6

График выполнения НИР: 25% к 5 нед., 50% к 9 нед., 75% к 14 нед., 100% к 17 нед.

**Техническое задание** Провести аналитический обзор литературы, посвящённой нейронным сетям. В ходе аналитического обзора литературы изучить существующие методы начальной инициализации весовых коэффициентов нейронных сетей, выяснить их влияние на скорость и качество обучения нейронных сетей. Систематизировать полученные знания и выявить достоинства, недостатки каждого метода.

**Оформление научно-исследовательской работы:**

Расчётно-пояснительная записка на 15 листах формата А4.

Перечень графического (иллюстративного) материала (чертежи, плакаты, слайды и т.п.):  
2 иллюстрации.

Дата выдачи задания « 6 » апреля 2024 г.

Руководитель НИР

\_\_\_\_\_ (Подпись, дата)

\_\_\_\_\_ (И.О.Фамилия)

Студент

\_\_\_\_\_ (Подпись, дата)

\_\_\_\_\_ **Долженко А.Т.**

(И.О.Фамилия)

Примечание: Задание оформляется в двух экземплярах: один выдается студенту, второй хранится на кафедре.

## Содержание

Введение .....	4
Цель.....	4
Задачи.....	4
1. Принципы функционирования искусственных нейронных сетей .....	5
2. Обучение ИНС .....	6
3. Проблемы в обучении ИНС .....	7
4. Методы начальной инициализации весовых коэффициентов ИНС .....	8
4.1. Инициализация нулем .....	8
4.2. Инициализация константой, отличной от нуля .....	9
4.3. Инициализация случайными числами .....	10
4.4. Инициализация Ксавье (Xavier initialization) .....	10
4.5. Хе или Kaiming инициализация (He or Kaiming initialization).....	11
4.6. Использование предварительно обученных моделей .....	12
Заключение.....	13
Список литературы и источников.....	14

## **Введение**

В настоящее время нейронные сети являются важным инструментом в решении сложных задач искусственного интеллекта, таких как распознавание и генерация речи и изображений, обработка естественного языка, прогнозирование и т. д. В связи с возрастающими требованиями к точности работы нейронных сетей и расширением спектра решаемых ими задач, их обучение требует больших затрат вычислительных ресурсов, что затрудняет их развитие и широкое применение. Проблема нехватки вычислительных мощностей особенно остро стоит перед исследователями и разработчиками, работающими в условиях ограниченного бюджета или в регионах с недостаточной инфраструктурой.

Таким образом, задача поиска методов, позволяющих уменьшить общее время обучения нейронных сетей и увеличить точность их работы, является одной из ключевых в области машинного обучения.

## **Цель**

Провести исследование существующих методов начальной инициализации весовых коэффициентов нейронных сетей.

## **Задачи**

1. Изучить существующую литературу по искусственным нейронным сетям и методам начальной инициализации весовых коэффициентов нейронных сетей.
2. Систематизировать полученные знания, выявить основные достоинства и недостатки исследуемых методов, проанализировать влияние методов на общее время обучения нейронных сетей и точность их работы.
3. Практически реализовать исследуемые методы.
4. Провести анализ эффективности работы исследуемых методов.

## 1. Принципы функционирования искусственных нейронных сетей

Искусственная нейронная сеть (ИНС) – математическая модель, основанная на принципах работы биологических нейронных сетей человеческого мозга. ИНС содержит в своей основе принципы работы биологического нейрона, модель которого до сих пор полностью не построена. Разработано множество моделей, различающихся структурой и степенью схожести с реальным нейроном. Одной из важнейших является модель формального нейрона.

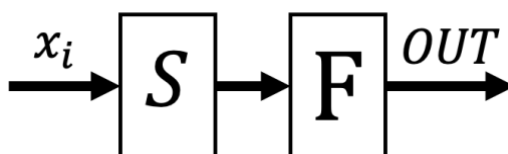


Рисунок 1 – Схема модели формального нейрона

Нейрон представляет собой взвешенный сумматор и нелинейный элемент. Работу нейрона можно описать следующими формулами:

$$S = \sum_i w_i * x_i \quad (1)$$

$$OUT = F(S) \quad (2)$$

где  $x_i$  - входные сигналы, совокупность всех входных сигналов нейрона образует вектор  $\vec{x}$ ;

$w_i$  — весовые коэффициенты (веса), совокупность весовых коэффициентов образует вектор весов  $\vec{w}$ ;

$S$  — взвешенная сумма входных сигналов, значение  $S$  передается на нелинейный элемент;

$F$  — нелинейная функция, преобразовывающая суммарный импульс в выходное значение нейрона, называемая функцией активации.

На вход нейрона подается некоторый набор входных сигналов  $\vec{x}$ , после вычисляется их взвешенная сумма, передаваемая на нелинейный элемент  $F$ , который формирует один выходной сигнал  $OUT$ . Вектор весов  $\vec{w}$  и вид функции активации  $F$  являются параметрами нейрона, определяющими его работу [1].

Простейшая ИНС предоставляет из себя объединение некоторого количества нейронов, связанных между собой посредством передачи выходных сигналов одного нейрона на вход следующему.

ИНС состоит из нескольких слоев, на каждом из которых может находиться несколько нейронов. Слой, на который поступают сигналы из внешнего мира, называется входным. Слой, который выдает сигналы обратно во внешний мир, называется выходным. Остальные слои называются скрытыми [2].

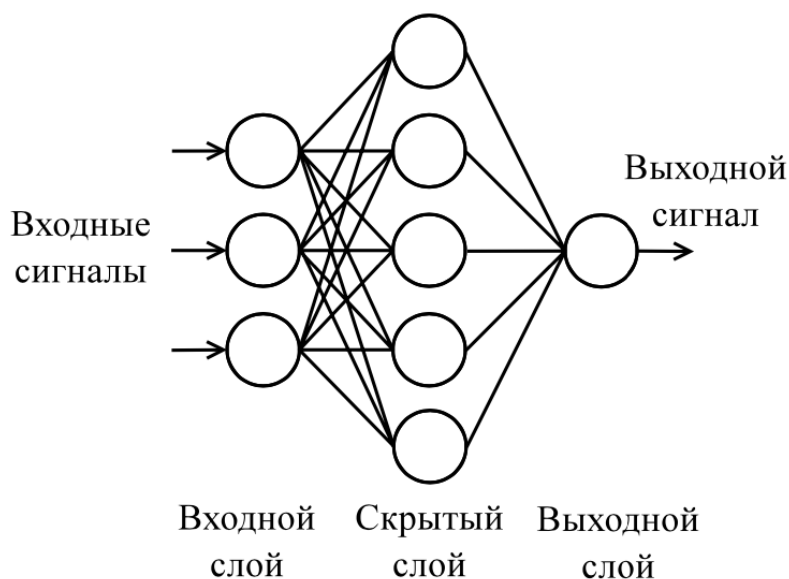


Рисунок 2 – Модель ИНС

## 2. Обучение ИНС

Обучение нейронной сети – процесс подбора значений весовых коэффициентов нейрона, таким образом, чтобы нейронная сеть приближала выходную функцию с заданной точностью. Теоретической конечной целью обучения нейронной сети является нахождение глобального минимума некоторой функции потерь, которая позволяет оценить точность выполнения поставленной задачи сетью. Однако на практике возможно лишь приближение к этому минимуму в некоторой допустимой окрестности.

Выделяют три основных подхода к обучению нейронных сетей: обучение с учителем (supervised learning), обучение без учителя (unsupervised learning) и обучение с подкреплением (reinforcement learning). При обучении с учителем на вход сети подаются наборы входных сигналов (объектов), для которых заранее

известен правильный ответ (обучающее множество). Веса меняются определенным образом в зависимости от истинности выходного сигнала сети. При обучении без учителя на вход сети подаются объекты, для которых правильный выходной сигнал заранее не известен. Обучение с подкреплением предполагает наличие внешней среды, с которой взаимодействует сеть. Обучение происходит на основании сигналов, полученных от этой среды [2].

Алгоритмы обучения с учителем, чаще всего применяемые на практике, обычно дают наилучшие результаты в решении большинства задач, однако они требуют большой подготовительной работы.

### **3. Проблемы в обучении ИНС**

В обучении ИНС существует несколько ключевых проблем, которые могут оказывать значительное влияние на их эффективность работы и увеличивать вычислительную сложность обучения.

Одной из основных проблем является переобучение (overfitting), заключающаяся в слишком точной адаптации нейронной сети к обучающей выборке, вследствие чего нейронная сеть теряет способность к обобщению на новых данных. Это приводит к плохой производительности при решении реальных задач.

Другая проблема — недообучение (underfitting), суть которой в том, что при недостаточном количестве входных данных сеть не может уловить их сложность или вариативность, что также снижает точность предсказаний.

Проблема сходимости состоит в трудности нахождения оптимального решения в пространстве весов из-за неэффективного выбора алгоритма оптимизации или неподходящих гиперпараметров сети.

Распространенной проблемой также является застревание в локальных минимумах. Это ситуация, при которой сеть не может достичь глобального минимума функции потерь и останавливается в некотором локальном минимуме, что уменьшает точность работы ИНС, а также увеличивает общее время обучения нейронной сети и общее количество выполняемых вычислительных операций.

#### 4. Методы начальной инициализации весовых коэффициентов ИНС

В обучении нейронных сетей существует много факторов, способных повлиять на скорость и качество обучения. Одним из таких является выбор начальных значений весовых коэффициентов сети. Грамотно подобранные начальные весовые коэффициенты в некоторых случаях позволяют значительно ускорить сходимость сети, позволяя алгоритму быстрее достичь оптимального решения, общее время обучения нейронной сети напрямую зависит от того, насколько близки начальный вектор весов и оптимальный. Также они могут определять локальные минимумы, в которых может оказаться модель. Хорошая инициализация вектора весов может помочь модели достичь более оптимального минимума, увеличив точность работы сети. Неправильно подобранные начальные веса могут привести к очень маленьким или очень большим градиентам, что может значительно затруднять обучение [3-6].

В идеальном случае начальный вектор весов выбирается максимально близким по значениям к оптимальному. Однако на практике такое невозможно, поэтому существует несколько основных подходов к начальной инициализации весов ИНС [7].

##### 4.1. Инициализация нулем

Вероятно, самым простым с точки зрения реализации является алгоритм начальной инициализации некоторым константным значением или нулем. Основным весомым недостатком такого подхода является факт того, что он неприменим для алгоритмов, основанных на градиентных методах. Когда все веса сети равны нулю, корректировка весовых коэффициентов не будет происходить, то есть сеть не будет обучаться. Объясняется это тем, что в таком случае взвешенная сумма входных сигналов тождественно равна нулю:

$$S = \sum_{i=1}^n 0 * x_i = 0 \quad (3)$$

где  $S$  – взвешенная сумма входных сигналов;

$x_i$  – входной сигнал.



Производная такой функции по  $x_i$  будет равна нулю, поэтому градиент ошибки через такой нейрон не передаётся на предыдущие слои, что делает процесс обучения невозможным [8-9].

#### 4.2. Инициализация константой, отличной от нуля

Использование константного значения, отличного от нуля, для инициализации весового вектора имеет свои достоинства и недостатки.

Основным преимуществом алгоритма можно назвать равномерность распределения среднего значения весов в каждом из слоев. Средняя сумма весов будет равняться заданной константе, что позволяет избежать проблемы роста или затухания градиента ошибки нейронов [9].

Однако такой подход ведёт к вырождению нейронной сети до одного нейрона. На вход сети подается набор данных. В рамках формулы вычисления взвешенной суммы одного нейрона первого слоя можно вынести константу за скобки.

$$S = \sum_{i=1}^n const * x_i = const * \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

где  $S$  – взвешенная сумма входных сигналов;

$x_i$  –  $i$ -ый входной сигнал.

В результате работы нейрона получается лишь масштабирование входных данных. Если обобщить это на весь нейронный слой, то можно сказать, что если все нейроны генерируют один и тот же выходной сигнал, то все нейроны одного слоя работают как один нейрон. Следовательно, на вход нейронам следующего слоя подается один и тот же набор данных вплоть до последнего слоя, поэтому все весовые коэффициенты будут изменяться синхронно в рамках одного слоя, и каждый в каждом слое, кроме второго, установится свой единый для всего слоя коэффициент, что приведет лишь к линейному масштабированию данных на выходе одного нейрона [8].

### **4.3. Инициализация случайными числами**

Как следует из названия, подход заключается в инициализации весов случайными значениями, преимущественно уникальными, чтобы избежать проблем, описанных выше. Для обеспечения уникальности используется непрерывное равномерное распределение.

Подход позволяет минимизировать риски недообучения сети, когда все нейроны работают как один, но из-за случайного выбора весов иногда требуются многократные попытки инициализации для достижения оптимальных результатов.

Недостатком данного алгоритма является чувствительность к диапазону разброса значений весовых коэффициентов. Большой диапазон значений весов может приводить к взрыву или затуханию градиента ошибки. Взрыв градиента проявляется при использовании весовых коэффициентов больше единицы. При умножении входных данных на значения больше единицы значение взвешенной суммы возрастает в экспоненциальной прогрессии. В предельной ситуации сумма достигнет максимального значения, которое технически возможно хранить в памяти компьютера, и процесс обучения остановится. Кроме того, чаще всего большая взвешенная сумма приводит к большой ошибке на выходе сети. При использовании весов близких к нулю происходит обратная ситуация - взвешенная сумма на выходе из нейрона непрерывно уменьшается. Вследствие этого возможна ситуация, когда градиент малой ошибки между слоями будет меньше технической возможной точности, что так же остановит процесс обучения [8-9].

### **4.4. Инициализация Ксавье (Xavier initialization)**

Впервые алгоритм Ксавье был предложен исследователями Ксавье Глорот (Xavier Glorot) и Йошуа Бенжио (Yoshua Bengio) в 2010 в статье [10]. В статье предлагается инициализация весовых коэффициентов сети, с учётом количества нейронов на каждом слое, случайными числами из непрерывного нормального распределения с центром в точке 0 и дисперсией ( $\sigma^2$ ), равной  $1/n$ , где  $n$  – количество нейронов на слое.

Алгоритм может использовать как нормальное распределение случайных значений (Xavier normal), так и равномерное (Xavier uniform).

Преимуществами алгоритма являются относительная простота реализации при значительном росте качества обучения в некоторых задачах, особенно в сравнении с алгоритмом случайной инициализации. Кроме того, алгоритм позволяет снизить колебания значений весов на начальных этапах обучения, что уменьшает общее время обучения.

В основном алгоритм показывает хорошие результаты при обучении ИНС с нелинейными функциями активации как, например, sigmoid или tanh, однако обычно он слабо эффективен для инициализации сетей, использующих кусочно-линейные функции активации, такие как ReLU. Это связано с особенностями самих функций.

$$ReLU(x_i) = \max(0, x_i) \quad (5)$$

Функция ReLU может принимать только неотрицательные значения, поэтому в среднем половина всех нейронов слоя будет неактивна. Вследствие чего нейроны следующего слоя получают лишь половину входной информации, взвешенная сумма будет уменьшаться, и всё больше входных данных будет теряться с каждым новым слоем.

#### 4.5. Хе или Kaiming инициализация (He or Kaiming initialization)

Решение проблемы ограниченности функций активации при использовании алгоритма Ксавье было предложено в 2015 году в статье [11] и является улучшенной версией алгоритма Ксавье для сетей, в роли функций активаций в которых используются кусочно-линейные функции. Алгоритм может использовать как нормальное распределение случайных значений (Kaiming normal), так и равномерное (Kaiming uniform).

В статье было предложено инициализировать веса нейронов с функцией активации ReLU из непрерывного нормального распределения с дисперсией ( $\sigma^2$ ), равной  $2/n$ , где  $n$  – количество нейронов на слое. Таким образом при использовании ReLU дисперсия распределения составляет  $\frac{2}{(1+a^2)*n}$ .

#### 4.6. Использование предварительно обученных моделей

Метод нельзя полностью отнести к методам инициализации весовых коэффициентов сетей, однако суть его работы делает его похожим на рассмотренные выше алгоритмы. Метод заключается в использовании для решения задачи нейронной сети, обученной на тех же или похожих обучающих данных, но решающую другие задачи. Суть начальной инициализации весов заключается в присваивании весовым коэффициентам сети некоторых значений, роль которых в данном методе выполняют весовые коэффициенты слоёв уже обученной сети.

Из предварительно обученной сети берут некоторое количество нижних, близких к выходному, слоёв. Эти слои уже обучены выделять необходимые признаки из обучающих данных. Далее необходимо добавить несколько новых слоев нейронов, которые будут специализироваться на решении новой поставленной задачи на основе признаков, выделенных предобученными слоями. На начальном этапе обучения запрещают изменение весов предварительно обученных слоёв и обучают новые слои. В случае, если не удаётся добиться желаемой точности работы, дообучение проводят на всех слоях, включая заимствованные. Таким образом, общее время обучения сокращается за счёт приближения значений начальных весовых коэффициентов к оптимальным.

Другой вариацией данного метода является подход, заключающийся в разделении задач обучения. Создаётся несколько небольших нейронных сетей, которые по отдельности обучаются выделять различные признаки из исходных данных. После предварительного обучения слои сетей объединяются, из них берутся те слои, которые ответственны за выделение признаков, и к ним добавляются слои нейронов для решения поставленной задачи. Такой подход уменьшает количество вычислительных операций, так как при одном проходе обучения малой ИНС требуется выполнить меньше вычислительных операций, чем при обучении глубокой ИНС.

## **Заключение**

В рамках исследовательской работы был проведен анализ литературы о нейронных сетях, выявлены проблемы, возникающие в процессе их обучения. Были описаны наиболее распространенные методы начальной инициализации весовых коэффициентов нейронов, их достоинства и недостатки, а также их применимость в качестве решения проблем обучения нейронных сетей, рассмотренных в работе.

## Список литературы и источников

1. Заенцев И. В. Нейронные сети: основные модели. – 1999. – с.21
2. Созыкин Андрей Владимирович Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2017. №3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/obzor-metodov-obucheniya-glubokih-neyronnyh-setey> (дата обращения: 29.05.2024). – с. 30-31
3. Перков А. С. и др. Сравнение методов обучения нейронных сетей в задаче классификации //Известия СПбГЭТУ" ЛЭТИ. – 2019. – №. 6. – С. 53.
4. Масленникова Ю. С. Развитие методов прогнозирования и анализа динамики ионосферных параметров с использованием искусственных нейронных сетей. – 2013.
5. Селезнев, Л. Е. Влияние способа задания начального приближения на эффективность обучения нейронных сетей / Л. Е. Селезнев, В. А. Костенко // Программные системы и инструменты : тематический сборник. Том № 21. – Москва : ООО "МАКС Пресс", 2021. – С. 125-135. – EDN EELIYO.
6. Нейчев Радослав. Тонкости обучения. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://education.yandex.ru/handbook/ml/article/tonkosti-obucheniya> (дата обращения 29.05.2024)
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. – Издательский дом Вильямс, 2008. - ISBN 5845908906 (рус.)
8. Гизлык Дмитрий. Нейросети в алготрейдинге на MQL5. – с. 24-25
9. Селезнев, Л. Е. Влияние способа задания начального приближения на эффективность обучения нейронных сетей / Л. Е. Селезнев, В. А. Костенко // Программные системы и инструменты : тематический сборник. Том № 21. – Москва : ООО "МАКС Пресс", 2021. – С. 125-135. – EDN EELIYO.

10. Glorot X., Bengio Y. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks // Proceedings of the thirteenth international conference on artificial intelligence and statistics. – JMLR Workshop and Conference Proceedings, 2010. – С. 249-256.
11. He K. et al. Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification // Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. – 2015. – С. 1026-1034.
12. Клюкин В. И., Николаенков Ю. К. НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СТРУКТУРЫ И ТЕХНОЛОГИИ Часть 1 Электрические и математические модели нейронов. НС прямого распространения // Воронеж: Издательско-полиграфический центр ВГУ. – 2008.
13. Федосин Сергей Алексеевич, Ладяев Дмитрий Александрович, Марьина Оксана Александровна Анализ и сравнение методов обучения нейронных сетей // Вестник МГУ. 2010. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-i-sravnenie-metodov-obucheniya-neyronnyh-setey> (дата обращения: 29.05.2024).