

УДК 004.032.26

## ВИДЫ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ

**Наталья Викторовна Картечина**

кандидат сельскохозяйственных наук, доцент

[kartechnatali@mail.ru](mailto:kartechnatali@mail.ru)

**Алена Максимовна Дорохова**

студент

[dorohovata@mail.ru](mailto:dorohovata@mail.ru)

**Роман Николаевич Абалуев**

кандидат педагогических наук, доцент

[abaluevrm@mgau.ru](mailto:abaluevrm@mgau.ru)

**Владислав Александрович Шацкий**

студент

[shatskiy2000@list.ru](mailto:shatskiy2000@list.ru)

**Анастасия Александровна Гущина**

студент

**Станислав Олегович Чиркин**

студент

[stas.chirkin@bk.ru](mailto:stas.chirkin@bk.ru)

Мичуринский государственный аграрный университет

г. Мичуринск, Россия

**Аннотация.** В данной статье рассмотрены различные виды нейронных сетей, их концепция, принцип работы и основные преимущества.

**Ключевые слова:** нейронные сети, сети Кохонена, нейрон, машинное обучение, искусственный интеллект.

Искусственные нейронные сети - это вычислительные модели, которые работают аналогично работе нервной системы человека. Есть несколько видов искусственных нейронных сетей. Эти типы сетей реализуются на основе математических операций и набора параметров, необходимых для определения выхода [1-3]. Рассмотрим некоторые нейронные сети.

Нейронная сеть прямого распространения - искусственный нейрон. Эта нейронная сеть - одна из простейших форм ИНС, в которой данные или входные данные перемещаются в одном направлении. Данные проходят через входные узлы и выходят на выходные узлы. Эта нейронная сеть может иметь или не иметь скрытые слои. Проще говоря, он имеет переднюю волну и не имеет обратного распространения, обычно с использованием классифицирующей функции активации [2, 4].

Ниже представлена однослойная сеть с прямой связью. Здесь сумма произведений входов и весов вычисляется и подается на выход. Выход считается, если он выше определенного значения, то есть порога (обычно 0), и нейрон срабатывает с активированным выходом (обычно 1), и если он не срабатывает, выдается деактивированное значение (обычно -1).

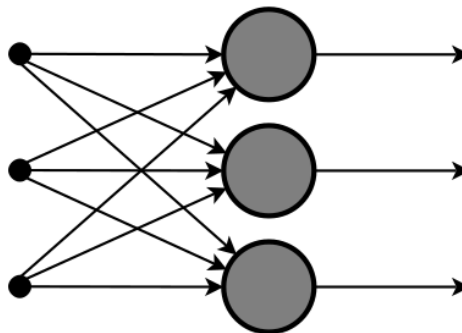


Рисунок 1 – Пример работы ИНС

Нейронные сети с прямой связью применяются в компьютерном зрении и распознавании речи, где классификация целевых классов затруднена. Такие нейронные сети реагируют на зашумленные данные и просты в обслуживании. Объединение рентгеновских изображений - это процесс наложения двух или более изображений по краям. Вот визуальное описание.

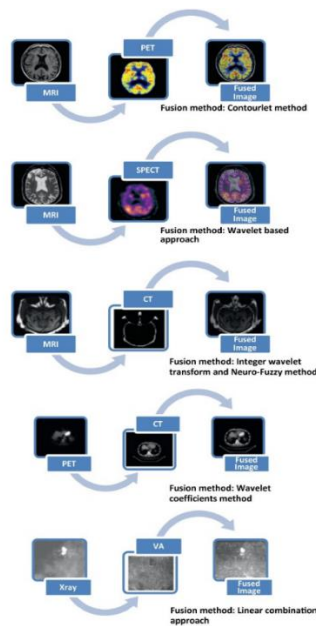


Рисунок 2 - Объединение рентгеновских изображений

## 2) Радиальная базисная функция нейронной сети:

Радиальные базовые функции учитывают расстояние от точки до центра. Функции RBF имеют два уровня: сначала функции объединяются с радиальной базисной функцией на внутреннем уровне, а затем вывод этих функций учитывается при вычислении того же вывода на следующем временном шаге, который, по сути, является памятью [5].

Ниже приведена диаграмма, на которой показано расстояние, рассчитываемое от центра до точки на плоскости, аналогичной радиусу круга. Здесь мера расстояния, используемая в евклидовой системе, также могут использоваться другие меры расстояния. Модель зависит от максимального охвата или радиуса круга при классификации точек по различным категориям. Если точка находится внутри или вокруг радиуса, вероятность того, что новая точка будет отнесена к этому классу, высока. При переходе от одного региона к другому может происходить переход, и этим можно управлять с помощью бета-функции.

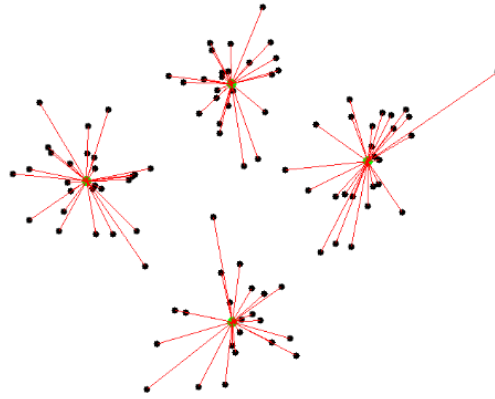


Рисунок 3 - Радиальная базисная функция нейронной сети

Эта нейронная сеть была применена в системах восстановления электроэнергии. Энергетические системы стали больше и сложнее. Оба фактора увеличивают риск серьезных отключений электроэнергии. После отключения электроэнергии необходимо как можно быстрее и надежнее восстановить подачу электроэнергии [6, 7].

### 3) Самоорганизующаяся нейронная сеть Кохонена:

Целью карты Кохонена является ввод векторов произвольной размерности в дискретную карту, состоящую из нейронов. Карту необходимо обучить для создания собственной организации обучающих данных. Он состоит из одного или двух измерений. При обучении карты расположение нейрона остается постоянным, но веса различаются в зависимости от значения. Этот процесс самоорганизации состоит из разных частей, на первом этапе каждое значение нейрона инициализируется небольшим весом и входным вектором.

На втором этапе нейрон, ближайший к точке, является «нейроном-победителем», и нейроны, подключенные к нейрону-победителю, также будут двигаться к точке, как показано на рисунке ниже. Расстояние между точкой и нейронами рассчитывается по евклидову расстоянию, нейрон с наименьшим расстоянием побеждает. В ходе итераций все точки объединяются в кластеры, и каждый нейрон представляет каждый тип кластера. В этом суть организации нейронной сети Кохонена [3, 7, 8].

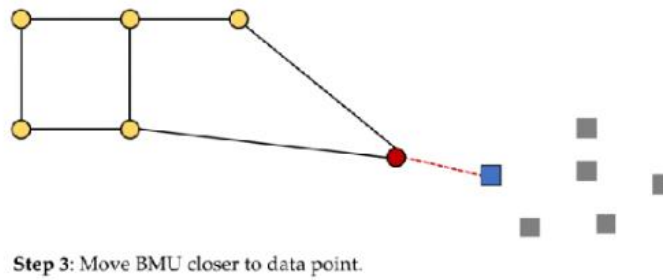


Рисунок 4 - Организация нейронной сети Кохонена

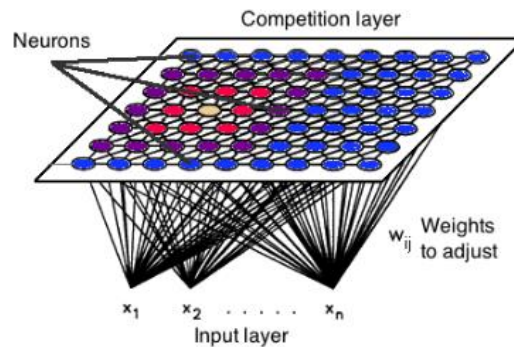


Рисунок 5 - Нейронная сеть Кохонена

Нейронная сеть Кохонена используется для распознавания закономерностей в данных. Его можно найти в медицинском анализе для кластеризации данных по различным категориям. Он классифицируется математически с помощью алгоритма евклидова расстояния. Например, карта Кохонена позволила с высокой точностью классифицировать пациентов с гломерулярными и тубулярными формами.

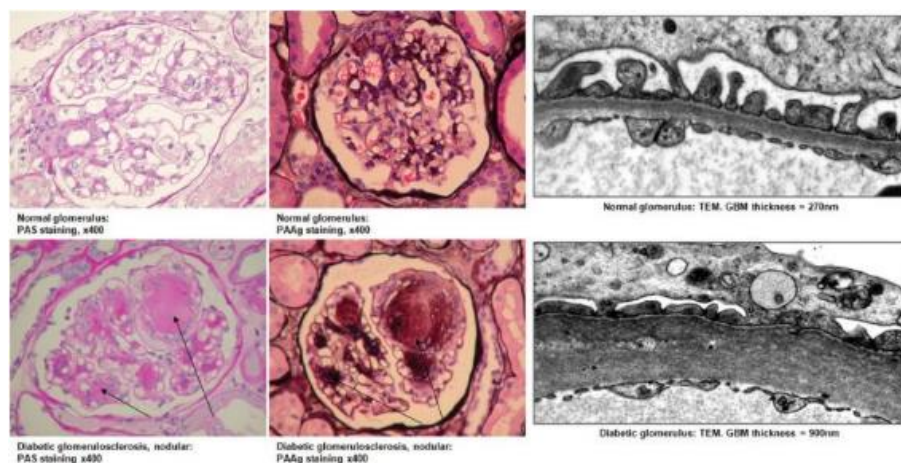


Рисунок 6 - Сравнение здорового и больного клубочков с помощью нейронной сети Кохонена

#### 4) Рекуррентная нейронная сеть (RNN)

Рекуррентная нейронная сеть работает по принципу сохранения вывода слоя и подачи его обратно на вход, чтобы помочь в прогнозировании результата слоя.

Здесь первый слой сформирован аналогично нейронной сети с прямой связью с произведением суммы весов и характеристик. Повторяющийся процесс нейронной сети начинается после его вычисления, это означает, что от одного временного шага к следующему каждый нейрон будет помнить некоторую информацию, которую он имел на предыдущем временном шаге.

Это заставляет каждый нейрон действовать как ячейка памяти при выполнении вычислений. В этом процессе нам нужно позволить нейронной сети работать над передним распространением и запомнить, какая информация ей нужна для дальнейшего использования. Здесь, если прогноз неверен, мы используем скорость обучения или коррекцию ошибок, чтобы внести небольшие изменения, чтобы он постепенно работал в направлении правильного прогноза во время обратного распространения. Вот как выглядит базовая рекуррентная нейронная сеть.

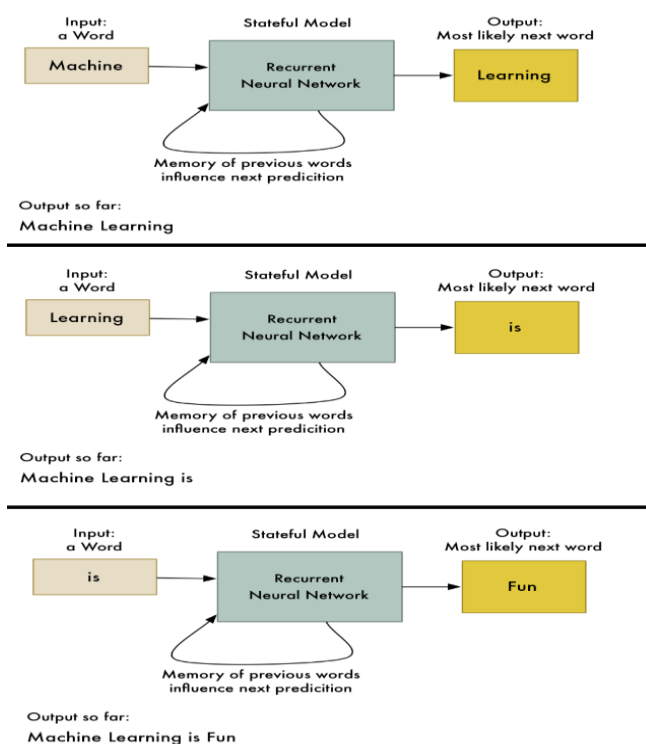


Рисунок 7 - Базовая рекуррентная нейронная сеть

Применение рекуррентных нейронных сетей можно найти в моделях преобразования текста в речь (TTS). Сначала текст преобразуется в «фонему», а модель синтеза звука преобразует его в речь. Например, DeepVoice, который был разработан в лаборатории искусственного интеллекта Baidu в Калифорнии. RNN также реализована в Tacotron 2: Человеческая речь из преобразования текста

#### 5) Сверточная нейронная сеть [1, 3, 7, 9]:

Сверточные нейронные сети похожи на нейронные сети прямого распространения, в которых нейроны имеют обучаемые веса и смещения. Его применение было в обработке сигналов и изображений, которая берет на себя OpenCV в области компьютерного зрения.

Ниже представлено представление ConvNet, в этой нейронной сети входные функции берутся пакетно, как фильтр. Это поможет сети запоминать изображения по частям и может вычислить операции. Эти вычисления включают преобразование изображения из шкалы RGB или HSI в шкалу серого. Как только мы получим это, изменения в значении пикселя помогут обнаружить края, и изображения можно будет классифицировать по различным категориям.

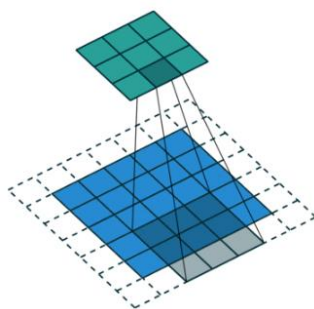


Рисунок 8 – Пример сверточной нейронной сети

ConvNet применяются в таких методах, как обработка сигналов и методы классификации изображений. В методах компьютерного зрения преобладают сверточные нейронные сети из-за их точности классификации изображений. Внедряется метод анализа и распознавания изображений, при котором данные о сельском хозяйстве и погоде извлекаются из спутников с открытым исходным

кодом, таких как LSAT, для прогнозирования будущего роста и урожайности конкретной земли.



Рисунок 9 - ИИ LSAT, для прогнозирования будущего роста и урожайности конкретной земли

#### б) Модульная нейронная сеть:

Модульные нейронные сети - это набор различных сетей, работающих независимо и вносящих свой вклад в результат. Каждая нейронная сеть имеет набор входных данных, которые уникальны по сравнению с другими сетями, создающими и выполняющими подзадачи. Эти сети не взаимодействуют и не сигнализируют друг другу при выполнении задач.

Преимущество модульной нейронной сети состоит в том, что она разбивает большой вычислительный процесс на более мелкие компоненты, что снижает сложность. Эта разбивка поможет уменьшить количество подключений и сведет на нет взаимодействие этих сетей друг с другом, что, в свою очередь, увеличит скорость вычислений. Однако время обработки будет зависеть от количества нейронов и их участия в вычислении результатов.

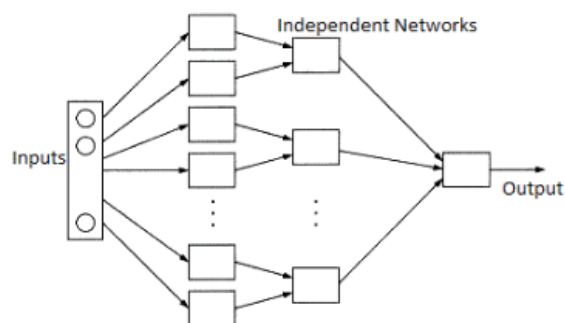


Рисунок 10 – Модульная нейронная сеть



Модульные нейронные сети (MNN) - это быстро развивающаяся область исследований искусственных нейронных сетей. Главными мотивами создания MNN являются: биологические, психологические, аппаратные и вычислительные. В него входят методы декомпозиции задач, схемы обучения и многомодульные стратегии принятия решений.

Большая часть современных технологий основана на вычислительных моделях, известных как искусственные нейронные сети. Существует множество различных типов нейронных сетей, которые работают по тем же принципам, что и нервная система в организме человека. Нейронная сеть - это технология, которая не является алгоритмом, это сеть, на которой есть веса, и вы можете регулировать веса, чтобы она училась. Вы учитесь этому через испытания. Таким образом, вы получите четкое определение нейронной сети [1].

Искусственная нейронная сеть представляет собой систему аппаратных средств или программного обеспечения, по образцу работы нейронов в человеческом мозге и нервной системе [2, 3, 5]. Искусственные нейронные сети – это разновидность технологии глубокого обучения, которая относится к широкой сфере искусственного интеллекта.

Глубокое обучение - это ветвь машинного обучения, в которой используются разные типы нейронных сетей. Эти алгоритмы основаны на том, как функционирует наш мозг, и поэтому многие эксперты считают, что они являются нашим лучшим шансом на пути к реальному ИИ (искусственному интеллекту).

Глубокое обучение становится особенно интересным сейчас, поскольку у нас есть большие объемы данных и большие нейронные сети для работы.

Более того, производительность нейронных сетей улучшается по мере их роста и работы с все большим количеством данных, в отличие от других алгоритмов машинного обучения, которые могут выходить на плато после определенной точки.

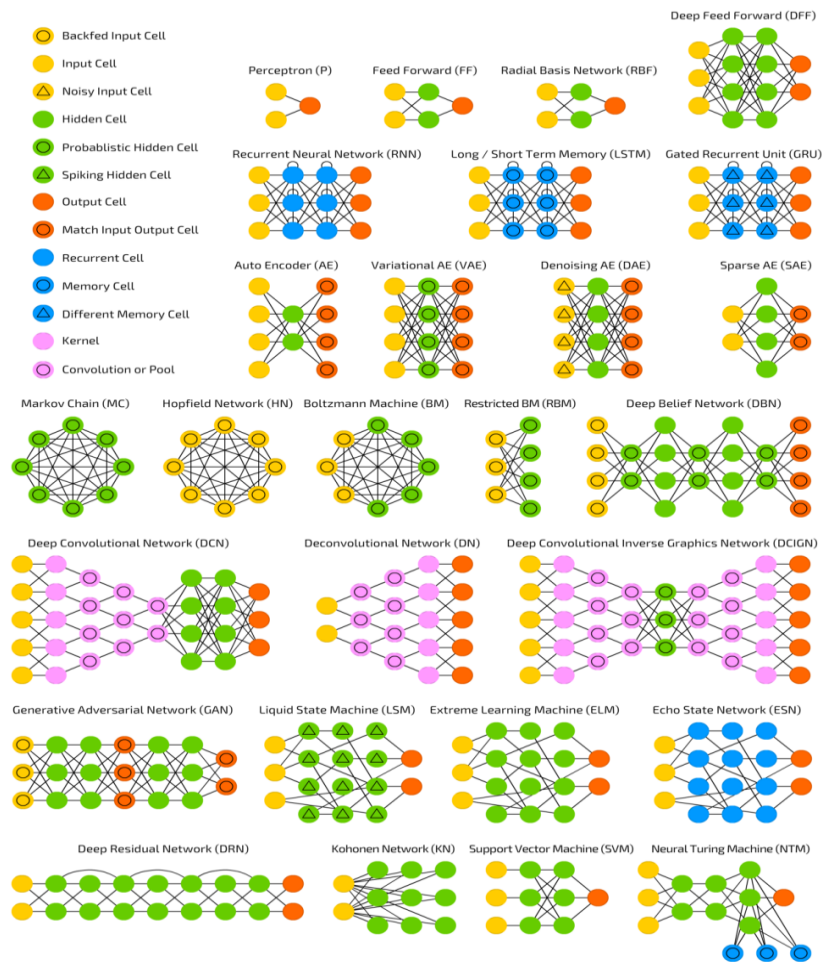


Рисунок 11 - Полная таблица нейронных сетей

Нейронная сеть имеет большое количество процессоров. Эти процессоры работают параллельно, но расположены ярусами. Первый уровень получает необработанные входные данные, аналогично тому, как зрительный нерв получает исходную информацию у людей.

Затем каждый последующий уровень получает входные данные от предыдущего уровня, а затем передает свои выходные данные следующему уровню. Последний уровень обрабатывает окончательный результат.

Маленькие узлы составляют каждый уровень. Узлы сильно взаимосвязаны с узлами на уровне до и после. Каждый узел в нейронной сети имеет свою собственную область знаний, включая правила, с которыми он был запрограммирован, и правила, которые он изучил сам.

Ключ к эффективности нейронных сетей в том, что они чрезвычайно адаптивны и очень быстро обучаются. Каждый узел взвешивает важность

входных данных, которые он получает от узлов перед ним. Входы, которые больше всего способствуют правильному выходу, получают наивысший вес.

Различные типы нейронных сетей используют разные принципы при определении своих собственных правил. Существует множество типов искусственных нейронных сетей, каждый из которых обладает своими уникальными достоинствами.

Есть много типов искусственных нейронных сетей, которые работают по-разному для достижения разных результатов. Самая важная часть нейронных сетей заключается в том, что они устроены так, как работают нейроны в головном мозге.

В результате они предназначены для того, чтобы узнавать больше и совершенствоваться за счет большего объема данных и большего использования. В отличие от традиционных алгоритмов машинного обучения, которые имеют тенденцию к застою после определенного момента, нейронные сети могут действительно расти с увеличением объема данных и большего использования.

Вот почему многие эксперты считают, что различные типы нейронных сетей станут фундаментальной основой, на которой будет построен искусственный интеллект следующего поколения. Таким образом, прохождение курса машинного обучения окажется дополнительным преимуществом.

### **Список литературы:**

1. Разработка диаграммы прецедентов web-сайта / Н.В. Картечина, Р.Н. Абалуев, В.А. Шацкий, А.М. Дорохова // Наука и Образование. 2021. Т. 4. № 1.

2. Британский стандарт BS 6143:1992 "Руководство по качеству". Часть 1. Модель ИИ (BS 6143:1990 "Guide to the tech of quality". Part 1. Process cost model.) - М.: НТК "Трек", 2016. - 28 с.

3. Использование возможностей языка R для реализации алгоритмов машинного обучения в среде MS SQL SERVER 2019 / А.А. Крумкаченко, Д.В. Косенков, В.В. Гавриков, Р.Н. Абалуев // Наука и Образование. 2020. Т. 3. № 2. С. 2.
4. Абалуев Р.Н., Чиркин С.О., Картечина О.С. Проектирование и реализация информационно-справочной системы «Программное и аппаратное обеспечение аддитивных технологий» // Наука и Образование. 2020. Т. 3. № 4. С. 3.
5. Structure of software package for bioenergy assessment of agricultural production / Abaluev R.N., Kartechina N.V., Bobrovich L.V., Kartechina O.S., Chirkin S.O., Shatsky V.A. // В сборнике: Journal of Physics: Conference Series. Krasnoyarsk, Russian Federation, 2020. С. 32059.
6. Neural networks for win". NNsNet.com. 1 April 2018. Archived from the original on 4 April 2018.
7. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н. Анализ, синтез, планирование решений в ИТ - М.: Программирование и статистика, 2020. - 368 с.
8. Мирошников В.В. Аналитические информационные технологии // Методы ИТразработчика. 2018, №2, - С. 23-28
9. Автоматизированная система управления технологическим процессом / В.И. Долженко, А.А. Автомонов, Н.В. Картечина, Н.В. Пчелинцева // Наука и Образование. 2020. Т. 3. № 2. С. 25

**UDC 004.032.26**

**TYPES OF NEURAL NETWORKS AND THEIR APPLICATION**

**Natalya V. Kartechina**

Candidate of Agricultural Sciences, Associate Professor

[kartechnatali@mail.ru](mailto:kartechnatali@mail.ru)

**Alena M. Dorokhova**

student

[dorohovata@mail.ru](mailto:dorohovata@mail.ru)

**Roman N. Abaluev**

Candidate of Pedagogical Sciences, Associate Professor

[abaluevrn@mgau.ru](mailto:abaluevrn@mgau.ru)

**Vladislav A. Shatskiy**

student

[shatskiy2000@list.ru](mailto:shatskiy2000@list.ru)

**Anastasia A. Gushchina**

student

**Stanislav O. Chirkin**

student

[stas.chirkin@bk.ru](mailto:stas.chirkin@bk.ru)

Michurinsk State Agrarian University

Michurinsk, Russia

**Annotation.** This article discusses various types of neural networks, their concept, principle of operation and main advantages.

**Key words:** neural networks, Kohonen networks, neuron, machine learning, artificial intelligence.