

УДК 004.932

<https://doi.org/10.33619/2414-2948/121/61>

## ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ И ЕГО ПРИМЕНЕНИЕ

©Сыдыкова М. Б., ORCID: 0009-0002-0401-0997, SPIN-code:8614-0079, канд. пед. наук,  
Кыргызский Национальный университет им. Ж. Баласагына,  
г. Бишкек, Кыргызстан, [mb\\_sydykova@mail.ru](mailto:mb_sydykova@mail.ru)

©Эсенаманова Г. К., ORCID: 0009-0008-4295-8213, Кыргызский Национальный университет  
им. Ж. Баласагына, г. Бишкек, Кыргызстан, [gaaa\\_gaaa\\_74@inbox.ru](mailto:gaaa_gaaa_74@inbox.ru)

## DEEP LEARNING AND ITS APPLICATIONS

©Sydykova M., SPIN-code:8614-0079, ORCID: 0009-0002-0401-0997, Ph.D., Kyrgyz National  
University named after J. Balasagyn, Bishkek, Kyrgyzstan, [mb\\_sydykova@mail.ru](mailto:mb_sydykova@mail.ru)

©Esenamanova G., ORCID: 0009-0008-4295-8213, Kyrgyz National University named after J.  
Balasagyn, Bishkek, Kyrgyzstan, [gaaa\\_gaaa\\_74@inbox.ru](mailto:gaaa_gaaa_74@inbox.ru)

**Аннотация.** Рассматриваются теоретические основы и практические аспекты глубокого обучения — одной из ключевых технологий современного искусственного интеллекта. Описана структура и принципы работы искусственных нейронных сетей, включая поверхностные и глубокие архитектуры. Особое внимание уделено переходу от однослойных персепtronов к многослойным нейронным сетям, что позволило решать задачи нелинейной классификации и распознавания сложных паттернов. Представлены современные архитектуры глубоких нейронных сетей: сверточные (CNN), рекуррентные (RNN), трансформерные и генеративные модели (GAN, диффузионные сети). Рассмотрены ключевые направления развития технологий, включая интерпретируемый ИИ, энергоэффективное обучение и мультимодальные подходы. Показано, что глубокое обучение является фундаментом интеллектуальных систем нового поколения, обеспечивая их способность к самообучению, анализу и генерации данных.

**Abstract.** The article explores the theoretical foundations and practical aspects of deep learning — one of the key technologies in modern artificial intelligence. It describes the structure and operating principles of artificial neural networks, including both shallow and deep architectures. Special attention is given to the transition from single-layer perceptrons to multilayer neural networks, which made it possible to solve problems of nonlinear classification and complex pattern recognition. Modern architectures of deep neural networks are presented, such as convolutional (CNN), recurrent (RNN), transformer, and generative models (GAN, diffusion networks). The main directions of technological development are discussed, including interpretable AI, energy-efficient learning, and multimodal approaches. The article demonstrates that deep learning serves as the foundation for next-generation intelligent systems, enabling their abilities for self-learning, data analysis, and data generation.

**Ключевые слова:** глубокое обучение, искусственная нейронная сеть, машинное обучение, многослойный персептрон, сверточная сеть, рекуррентная сеть.

**Keywords:** deep learning, artificial neural network, machine learning, multilayer perceptron, convolutional network, recurrent network.

Современный этап развития информационных технологий характеризуется стремительным ростом объемов данных и повышением требований к интеллектуальной обработке информации. В этих условиях особое место занимает глубокое обучение (Deep Learning) — одно из наиболее перспективных направлений искусственного интеллекта, которое обеспечивает возможность моделирования сложных закономерностей и автоматического извлечения знаний из больших массивов данных.

Появление и развитие глубоких нейронных сетей стало результатом многолетних исследований в области машинного обучения, математического моделирования и вычислительной техники. Сегодня методы глубокого обучения применяются в самых разных сферах — от распознавания изображений и обработки естественного языка до медицины, робототехники и прогнозирования экономических процессов [1-3].

Главное преимущество глубокого обучения заключается в его способности самостоятельно формировать представления данных на различных уровнях абстракции, что позволяет системам не просто запоминать информацию, а «понимать» её структуру и взаимосвязи. Благодаря этому, глубокие модели демонстрируют высокую точность при решении задач классификации, анализа и генерации данных [4-6].

Современный этап развития информационных технологий тесно связан с искусственным интеллектом (ИИ), ключевым направлением которого является глубокое обучение (Deep Learning). Эта технология позволила значительно повысить эффективность систем распознавания речи, изображений и обработки естественного языка. Основой глубокого обучения выступает искусственная нейронная сеть (Artificial Neural Network, ANN) — математическая модель, вдохновлённая принципами функционирования биологического мозга человека.

1. Искусственная нейронная сеть. Искусственная нейронная сеть (Artificial Neural Network, ANN) представляет собой совокупность взаимосвязанных вычислительных элементов — нейронов, которые объединены в многослойную структуру. Каждый нейрон получает на вход определённые данные, обрабатывает их с помощью весовых коэффициентов и специальной функции активации, после чего передаёт результат на следующий уровень сети. Главная задача нейронной сети заключается в том, чтобы трансформировать исходные данные в желаемый выход, обнаруживая скрытые закономерности и зависимости между входными характеристиками. Структура ANN обычно включает входной слой, один или несколько скрытых слоёв и выходной слой, при этом каждый слой выполняет определённые вычислительные функции, усиливая способность сети к обучению и обобщению информации.

Современные нейронные сети обладают способностью самообучаться на больших объёмах данных, корректируя весовые коэффициенты на основе ошибок предсказания. Это позволяет им успешно решать задачи классификации, регрессии, распознавания образов, обработки речи и текста, а также использоваться в системах рекомендаций, прогнозной аналитике и робототехнике [11].

Особое значение имеют глубокие нейронные сети, которые состоят из множества скрытых слоёв, способных выявлять сложные и высокоуровневые закономерности в данных. Именно глубокое обучение стало основой современных достижений искусственного интеллекта, включая автономные транспортные средства, системы компьютерного зрения и генеративные модели. Структура ANN включает три типа слоёв: *входной слой* (Input Layer) — принимает исходную информацию из внешней среды; *скрытые слои* (Hidden Layers) — выполняют преобразование и анализ данных; *выходной слой* (Output Layer) — формирует итоговый результат в зависимости от типа задачи (регрессия, классификация и т.д.).

Механизм работы искусственного нейрона аналогичен функционированию нейрона человеческого мозга. В биологической системе дендриты принимают сигналы, сома (тело нейрона) обрабатывает их, а аксон передаёт импульс следующему нейрону. В ANN аналогом этих элементов являются входные данные, веса, функция активации и выходной сигнал соответственно. Входные данные умножаются на веса, затем результаты суммируются. Если итоговое значение превышает определённый порог (*threshold*), сигнал активируется и передаётся дальше. Таким образом, искусственные нейронные сети способны имитировать элементарные когнитивные функции человека, формируя основу современных интеллектуальных систем [12].

2. Поверхностная нейронная сеть. Первые нейронные сети имели простую архитектуру, состоящую всего из двух слоёв — входного и выходного. Такие модели получили название однослойный персептрон (Single-Layer Perceptron) или поверхность нейронная сеть (Shallow Neural Network). Подобные сети эффективны при решении простых задач классификации и распознавания образов, поскольку они могут проводить линейное разделение данных. Классическими примерами являются логические операции AND (И) и OR (ИЛИ), где результат можно выразить линейной зависимостью между входными переменными. Однако в задаче XOR (исключающее ИЛИ) однослойный персептрон оказывается бессилен, так как данные в этой задаче не являются линейно разделимыми. Эта проблема показала ограниченность простых сетей и продемонстрировала необходимость создания более сложных архитектур с дополнительными скрытыми слоями [4].

Именно невозможность решения задачи XOR стала стимулом для разработки многослойного персептрана (Multi-Layer Perceptron, MLP), который послужил фундаментом для последующего развития глубокого обучения [6].

3. Глубокая нейронная сеть. Для преодоления ограничений поверхностных сетей исследователи предложили добавить скрытые слои (Hidden Layers) между входом и выходом. Так появилась глубокая нейронная сеть (Deep Neural Network, DNN) — модель, включающая несколько уровней обработки данных. Каждый слой выполняет роль фильтра, постепенно выделяя более сложные и абстрактные признаки из исходной информации. Например, при обработке изображений: начальные слои распознают простые элементы — линии, углы, цвета; промежуточные — текстуры и формы; глубокие — целевые объекты и их контексты. Важной особенностью DNN является использование нелинейных функций активации — таких как сигмоида (Sigmoid), гиперболический тангенс (Tanh) и ReLU (Rectified Linear Unit). Эти функции позволяют сети моделировать нелинейные зависимости между входами и выходами, что делает возможным решение задач, недостижимых для простых моделей. Развитие глубоких сетей стало возможным благодаря трём основным факторам [7]:

Увеличение вычислительных мощностей — появление графических процессоров (GPU) позволило ускорить обучение сетей.

Рост объёмов данных (Big Data) — накопление больших обучающих выборок сделало возможным обучение сложных моделей.

Совершенствование алгоритмов оптимизации — применение методов градиентного спуска и его модификаций (Adam, RMSProp и др.) повысило стабильность и точность обучения. Сегодня глубокие нейронные сети применяются для решения задач, требующих анализа сложных структур данных — от медицинской диагностики до автономного управления транспортом.

4. Процесс глубокого обучения. Процесс обучения нейронной сети заключается в оптимизации параметров модели с целью минимизации ошибки (*loss*) между реальными и

прогнозируемыми результатами. Рассмотрим простой пример: необходимо спрогнозировать результат экзамена студента в зависимости от количества часов, затраченных на подготовку.

Входные данные (*trainX*) — количество часов учёбы.

Метки (*trainY*) — реальные оценки студентов.

Модель обучается на этих данных, подбирая такие веса, при которых предсказания максимально приближены к реальным значениям.

После обучения модель способна прогнозировать результат для новых данных, например, оценку студента, изучавшего материал 7 часов. Такой тип задачи относится к регрессии, поскольку модель предсказывает числовое значение. Во время обучения сеть многократно обновляет веса, используя обратное распространение ошибки (backpropagation), которое корректирует параметры модели в сторону минимизации функции потерь. Процесс повторяется до тех пор, пока модель не достигнет требуемого уровня точности и стабильности [8].

5. Применение глубокого обучения. Глубокое обучение получило широкое распространение в различных сферах человеческой деятельности. Ниже приведены основные направления его применения [5]:

Компьютерное зрение — распознавание лиц, объектов, жестов, а также анализ медицинских изображений.

Обработка естественного языка (NLP) — автоматический перевод, анализ текста, создание интеллектуальных чат-ботов.

Распознавание речи — преобразование аудио в текст и синтез естественного голоса.

Автономные системы — беспилотные автомобили, дроны, робототехника.

Финансовые технологии — прогнозирование рыночных тенденций, анализ кредитных рисков, выявление мошенничества.

Медицина и биоинформатика — диагностика заболеваний, прогнозирование эффективности лечения и поиск новых лекарственных соединений.

Эффективность глубоких нейронных сетей объясняется их способностью автоматически извлекать иерархические признаки из данных, снижая потребность в ручной инженерии признаков. Современные архитектуры глубоких нейронных сетей. За последние годы в области глубокого обучения появилось множество архитектур, каждая из которых оптимизирована под конкретные типы данных и задачи. Ниже рассмотрены наиболее значимые из них [9, 10].

6.1. Сверточные нейронные сети (CNN). Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN) применяются в задачах обработки изображений и видео. Главная особенность CNN заключается в использовании сверточных слоёв (convolutional layers), которые выделяют локальные признаки (например, края, текстуры, формы) без необходимости ручного проектирования фильтров. Благодаря этому CNN стали стандартом де-факто в компьютерном зрении. Они используются в таких системах, как распознавание лиц, контроль качества на производстве, диагностика медицинских снимков и автономное вождение. Архитектуры вроде AlexNet, VGGNet, ResNet, EfficientNet задали направление развития компьютерного зрения и позволили добиться сверхвысокой точности в классификации изображений.

6.2. Рекуррентные нейронные сети (RNN). Рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks) предназначены для работы с последовательными данными, где важно учитывать контекст — например, тексты, временные ряды, речь. Основное отличие RNN — наличие памяти: информация из предыдущих шагов передаётся в последующие, что позволяет анализировать взаимосвязанные последовательности. Более современные

варианты, такие как LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit), решают проблему «затухающих градиентов» и обеспечивают долгосрочную память модели. RNN и их производные применяются в машинном переводе, чат-ботах, предсказании цен на бирже и распознавании речи [12].

6.3. Трансформеры и модели внимания (Attention). С появлением архитектуры Transformer в 2017 году началась новая эпоха глубокого обучения. В отличие от RNN, трансформеры обрабатывают весь контекст данных параллельно, используя механизм внимания (Attention Mechanism), который позволяет модели фокусироваться на наиболее значимых частях входной последовательности. Эта концепция лежит в основе современных языковых моделей — BERT, GPT, T5, LLaMA, а также мультимодальных систем, способных работать одновременно с текстом, изображениями и звуком. Трансформеры применяются не только в лингвистике, но и в медицине, биоинформатике, анализе генетических последовательностей и даже в прогнозировании погоды.

6.4. Генеративные модели. Современное глубокое обучение активно развивается в направлении генеративных моделей, которые способны создавать новые данные, похожие на реальные. К таким системам относятся генеративно-состязательные сети (GAN, Generative Adversarial Networks) и диффузионные модели (Diffusion Models). GAN состоят из двух сетей — генератора и дискриминатора, которые «соревнуются» между собой, постепенно улучшая качество создаваемых изображений. Диффузионные модели, такие как Stable Diffusion и DALL·E, используют пошаговый процесс «очищения шума», создавая фотoreалистичные изображения и видео. Генеративные подходы находят применение в дизайне, кинопроизводстве, медицине и научной визуализации [11].

7. Актуальные направления и тенденции развития глубокого обучения. Современные исследования в области Deep Learning сосредоточены на повышении эффективности, интерпретируемости и устойчивости моделей. Ниже выделены ключевые направления развития:

Интерпретируемый ИИ (Explainable AI, XAI) — создание моделей, решения которых можно объяснить человеку. Это особенно важно для медицины, юриспруденции и финансов, где требуется прозрачность алгоритмов.

Энергоэффективное обучение (Green AI) — разработка алгоритмов, снижающих энергопотребление и количество вычислений без потери точности. Примеры — компрессия моделей, квантование весов и использование специализированных чипов.

Обучение с малым количеством данных (Few-Shot и Zero-Shot Learning) — модели, способные обобщать знания и эффективно работать даже при ограниченном наборе обучающих примеров.

Мультимодальное обучение (Multimodal Learning) — объединение данных различных типов: текста, изображения, видео и звука. Такие системы позволяют создавать более универсальные и «понимающие» модели.

Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning) — направление, в котором модель обучается на основе взаимодействия с окружающей средой. Этот подход используется в робототехнике, играх и автономных системах управления [9].

### Выход

Глубокое обучение стало одной из ключевых технологий современного искусственного интеллекта. Оно объединило достижения нейробиологии, математики и вычислительной техники, предоставив универсальный инструмент анализа и прогнозирования данных. Эволюция от простых персепtronов до многослойных архитектур позволила создавать системы, которые способны не только обрабатывать информацию, но и обучаться на опыте,

адаптируясь к новым условиям. В будущем развитие глубокого обучения будет направлено на повышение интерпретируемости моделей, снижение вычислительных затрат и интеграцию с когнитивными подходами. Глубокое обучение — это одна из самых динамично развивающихся областей науки, объединяющая достижения математики, нейробиологии и инженерии. В ближайшие годы можно ожидать появления самообучающихся гибридных систем, которые объединят классическое глубокое обучение, обучение с подкреплением и символическую логику, приближаясь к уровню общего искусственного интеллекта (AGI).

*Список литературы:*

1. Гудфеллоу И., Бенджио Й., Курвиль А. Глубокое обучение. М.: Диалектика, 2018. 652 с.
2. Нильсон Н. Искусственный интеллект: современный подход. М.: Вильямс, 2020. 1152 с.
3. Xin S. Application of Deep learning in computer vision // Highlights in Science, Engineering and Technology. 2022. V. 16. P. 125-130.
4. Кудинов В. А., Карбукова А. В. Задача распознавания жестов рук: пример решения // Интеллектуальные информационные системы: теория и практика: Сборник научных статей по материалам IV Всероссийской конференции. Курск, 2023. С. 114-119.
5. Рагимов Ш. Р., Гусейнов А. Г. Структурное моделирование базы данных и базы знаний активных элементов гибких производственных систем // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2020. Т. 17. №7. С. 15-23. <https://doi.org/10.14489/vkit.2020.07.pp.015-023>
6. Brown T., Mann B., Ryder N., Subbiah M., Kaplan J. D., Dhariwal P., Amodei D. Language models are few-shot learners // Advances in neural information processing systems. 2020. V. 33. P. 1877-1901.
7. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. P. 770-778.
8. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement learning: An introduction. Cambridge: MIT press, 1998. V. 1. №1. P. 9-11. <https://doi.org/10.1017/S0263574799271172>
9. Сыдыкова М. Б., Сагыналиева Г. А. Применение информационных и инновационных технологий в устойчивом развитии образования // Тенденции устойчивого развития образования в условиях глобализации: Сборник материалов международной научно-практической конференции. Новосибирск, 2023. С. 309-316.
10. Касымова Т. Д., Сыдыкова М. Б., Жапарова З. А. Применение искусственного интеллекта в математике: научный и социальный аспекты // Бюллетень науки и практики. 2023. Т. 9. №6. С. 32-37. <https://doi.org/10.33619/2414-2948/91/03>
11. Касымова Т. Д., Сыдыкова М. Б., Жапарова З. А. Информационные технологии в базах данных: роль и особенности применения // Бюллетень науки и практики. 2023. Т. 9. №6. С. 483-487. <https://doi.org/10.33619/2414-2948/91/57>
12. Сыдыкова М. Б., Казиева Г. К. Совершенствование самостоятельной работы студентов на курсах математики с использованием ИТ-технологий // Сборник материалов всероссийской научно-практической конференции. Новосибирск, 2022. С. 43-51.

*References:*

1. Gudfellow, I., Bendzhio, I., & Kurvil', A. (2018). Glubokoe obuchenie. Moscow. (in Russian).
2. Nil'son, N. (2020). Iskusstvennyi intellekt: sovremennyi podkhod. Moscow. (in Russian).

3. Xin, S. (2022). Application of Deep learning in computer vision. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 16, 125-130.
4. Kudinov, V. A., & Karbukova, A. V. (2023). Zadacha raspoznavaniya zhestov ruk: primer resheniya. In *Intellektual'nye informatsionnye sistemy: teoriya i praktika: Sbornik nauchnykh statei po materialam IV Vserossiiskoi konferentsii, Kursk*, 114-119. (in Russian).
5. Ragimov, Sh. R., & Guseinov, A. G. (2020). Strukturnoe modelirovaniye bazy dannykh i bazy znanii aktivnykh elementov gibkikh proizvodstvennykh sistem. *Vestnik komp'yuternykh i informatsionnykh tekhnologii*, 17(7), 15-23. (in Russian). <https://doi.org/10.14489/vkit.2020.07.pp.015-023>
6. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in neural information processing systems*, 33, 1877-1901.
7. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).
8. Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). *Reinforcement learning: An introduction* (Vol. 1, No. 1, pp. 9-11). Cambridge: MIT press. <https://doi.org/10.1017/S0263574799271172>
9. Sydykova, M. B., & Sagynalieva, G. A. (2023). Primenenie informatsionnykh i innovatsionnykh tekhnologii v ustoychivom razvitiyu obrazovaniya. In *Tendentsii ustoychivogo razvitiya obrazovaniya v usloviyah globalizatsii: Sbornik materialov mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii, Novosibirsk*, 309-316. (in Russian).
10. Kasymova, T., Sydykova, M., & Zharapova, Z. (2023). The Use of Artificial Intelligence in Mathematics: Scientific and Social Aspects. *Bulletin of Science and Practice*, 9(6), 32-37. (in Russian). <https://doi.org/10.33619/2414-2948/91/03>
11. Kasymova, T., Sydykova, M., & Zharapova, Z. (2023). Information Technologies in Databases: Role and Application Features. *Bulletin of Science and Practice*, 9(6), 483-487. (in Russian). <https://doi.org/10.33619/2414-2948/91/57>
12. Sydykova, M. B., & Kazieva, G. K. (2022). Sovershenstvovanie samostoyatel'noi raboty studentov na kursakh matematiki s ispol'zovaniem IT-teknologii. In *Sbornik materialov vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii, Novosibirsk*, 43-51. (in Russian).

Поступила в редакцию  
03.11.2025 г.

Принята к публикации  
12.11.2025 г.

*Ссылка для цитирования:*

Сыдыкова М. Б., Эсенаманова Г. К. Глубокое обучение и его применение // Бюллетень науки и практики. 2025. Т. 11. №12. С. 481-487. <https://doi.org/10.33619/2414-2948/121/61>

*Cite as (APA):*

Sydykova, M., & Esenamanova, G. (2025). Deep Learning and ITS Applications. *Bulletin of Science and Practice*, 11(12), 481-487. (in Russian). <https://doi.org/10.33619/2414-2948/121/61>