

ИНТЕГРАЦИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ

Г.А. Спесивцев¹, Е.С. Ильин¹, Г.Д. Миронов¹

¹ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет
имени Г.Ф. Морозова»

Аннотация. В статье рассматриваются основные виды нейросетей, различающиеся по способу обучения: обучение с учителем, обучение без учителя, обучение с подкреплением. Рассмотрены базовые принципы работы для каждого вида, предложены примеры интегрирования в информационные системы, с указанием компаний, уже использующих похожие технологии.

Ключевые слова: искусственный интеллект, интеграция, информационные системы, нейросеть, модели.

INTEGRATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE INTO INFORMATION SYSTEMS

G.A. Spesivtsev¹, E.S. Ilyin¹, G.D. Mironov¹

¹Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G.F. Morozov

Abstract. The article discusses the main types of neural networks that differ in the type of learning: learning with a teacher, learning without a teacher, and reinforcement learning. The basic principles of operation for each type are considered, examples of integration into information systems are proposed, indicating companies already using similar technologies.

Key words: artificial intelligence, integration, information systems, neural network, models.

В современном мире все более востребованными становятся технологии, основанные на искусственном интеллекте, так как они позволяют оптимизировать различные процессы в информационных системах многих компаний.

Перед тем как рассматривать примеры интегрирования нейросетей, разделим их на три основных вида по типу обучения: обучение с учителем, обучение без учителя, обучение с подкреплением.

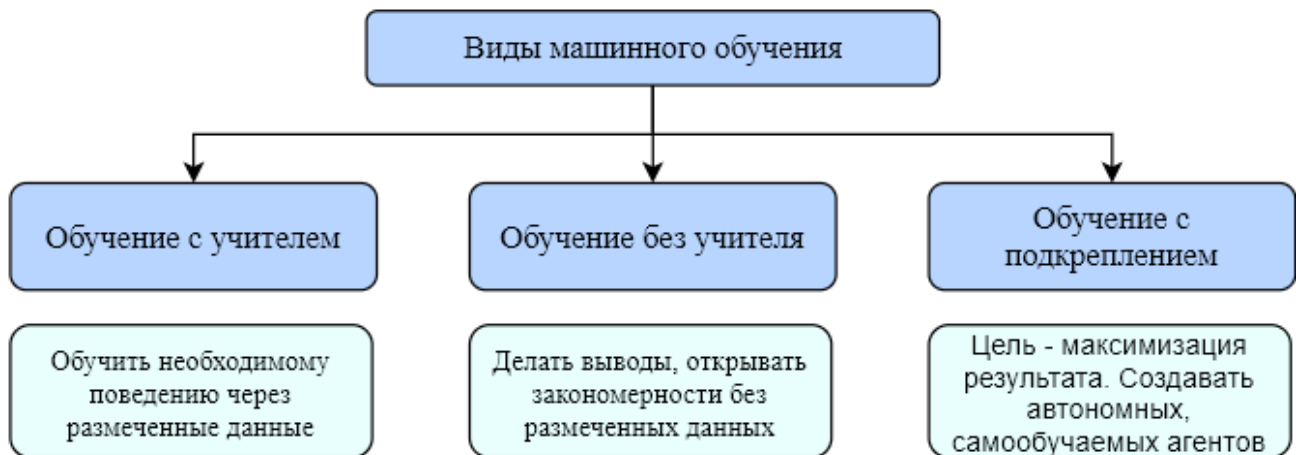


Рисунок 1 – Виды машинного обучения

Обучение с учителем начинается с этапа сбора информации, на котором данные делятся на различные признаки (рост, вес, цена и т.п.). Затем выбирается целевой признак, который необходимо будет предсказывать, и в зависимости от того числовой признак или категориальный, задача предсказания является регрессией (число) или классификацией (класс) соответственно. Данные проходят процесс предобработки, и подаются на вход модели для ее обучения, где на их основе подбираются определенные значения весов для нейронов, каждого из слоев нейросети, которые приближенно отражают исходную зависимость. Рассмотрим пример интеграции модели такого типа в сферу кредитования.

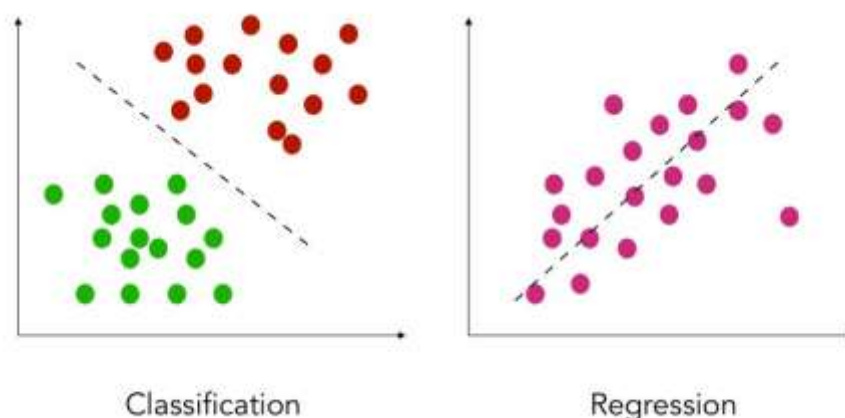


Рисунок 2 – Пример работы модели, использующей обучение с учителем, для задач классификации и регрессии соответственно

Допустим, в банке решениями о выдаче или отказе в выдаче кредитов занимается определенный специалист, что является довольно затратным и неэффективным подходом. Вместо этого мы можем отдать данную задачу ИИ. Для этого нам понадобится сформировать выборку обучающих данных, которая будет состоять из различных признаков по типу кредитного рейтинга, дохода, семейного статуса и т.п., а также целевой признак, который будет категориальным и содержит два класса: 1 – выплатившие кредит в срок, 0 – просрочившие платежи. На основе этих данных мы обучим модель, и сможем делать предсказание для желающего оформить кредит, то есть определять с какой вероятностью, он будет выплатившим и на основе этого принимать решение (допустим больше 50% – выдаем кредит, меньше – не выдаем). Так как достигнуть идеальных предсказаний невозможно, модель лучше использовать в качестве помощника при принятии решений, а не окончательного фактора. Однако можно смело предположить, когда предполагаемые расходы в случае ошибок модели станут меньше, чем затраты на содержание сотрудников, принимающих решения, ИИ имеет все перспективы полностью заменить людей для данной конкретной задачи. Примерами в данном случае могут стать компании Upstart, UK High Street Bank, Ритейл-банк, которые уже сейчас используют нейросети для оценивания кредитоспособности заемщиков.

Обучение без учителя отличается от обучения с учителем тем, что в данных отсутствует целевой признак (они не размечены), а также самим алгоритмом обучения. В задачах кластеризации данные разбиваются на отдельные группы с помощью различных методов, позволяя находить скрытые закономерности, аномалии и критерии похожести. В них используются такие нейросетевые алгоритмы как алгоритм Кохонена, алгоритм Хемминга, алгоритм Гроссберга и т.д. Обучение без учителя позволяет значительно экономить время и ресурсы на подготовку данных, не занимаясь их разметкой (присваиванием объектам целевого признака). Рассмотрим пример интеграции такой модели в компанию, занимающуюся анализом данных в геологии.

Допустим, перед нами стоит задача интерпретации полученных геофизических данных при бурении скважин, для выявления новых геологических структур или аномалий. Этим может заниматься или очень квалифицированная группа специалистов, или же мы можем переложить это на ИИ. В таком случае мы значительно ускорим процесс и снизим риски, особенно если будем комбинировать оба подхода, как и в случае с кредитованием.

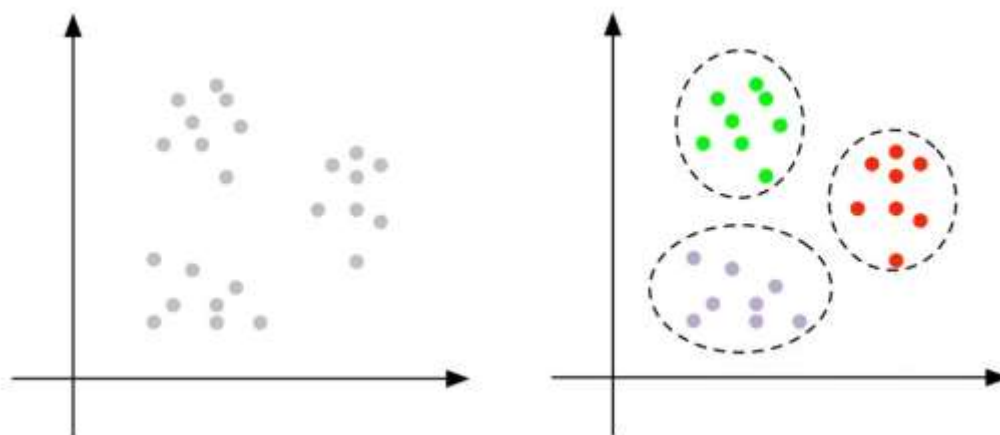


Рисунок 3 – Пример модели, использующей обучение без учителя для задачи кластеризации

Для данной задачи оптимально использование алгоритма Кохонена, так как он отлично справляется с определением новизны. Обучающей выборкой будут различные геофизические данные уже раскопанных скважин, а по новым данным можно будет определить принадлежность исследуемой скважины к какому-либо существующему кластеру, или наоборот её аномальность/новизну. Компания PayPal использует обучение без учителя для обнаружения аномалий в транзакциях, что помогает в борьбе с мошенничеством, а многие компании, связанные с продажами, например, Amazon, Chateau Winery и т.д., используют кластеризацию пользователей по их поведению для определения их предпочтений и улучшения маркетинговых стратегий вследствие этого.

При обучении с подкреплением также, как и при обучении без учителя у данных отсутствует целевой признак, да и сами данные накапливаются постепенно. Такие модели совершенствуются по ходу своего существования. Суть их работы заключается в подборе оптимальных действий исходя из окружающей среды, в которую они помещены, изменяясь благодаря награде/штрафу, которую среда возвращает в ответ на их действия. Такие нейросети сами формируют обучающие данные исходя из своего взаимодействия со средой. Этот подход позволяет оптимизировать самые различные процессы во многих сферах нашей жизни. Рассмотрим на примере оптимизации производственного процесса.



Рисунок 4 – Схема работы модели, использующей обучение с подкреплением

Допустим, на заводе сталелитейной промышленности требуется минимизировать энергопотребление и максимизировать качество продукции. Следует начать с создания цифровой модели производства для безопасного обучения модели в виртуальной среде. Далее определяем ее возможные действия:

- Корректировка температуры печи.
- Регулирование скорости нагрева.
- Управление давлением в печи.
- Выбор оптимального режима работы печи.

Определим события, вызывающие положительную реакцию среды:

- Снижение энергопотребления при сохранении качества продукции.
- Увеличение качества продукции без увеличения энергопотребления.

И вызывающие отрицательную реакцию среды:

- Увеличение энергопотребления без улучшения качества продукции.
- Ухудшение качества продукции.

Положительная реакция – награда, а отрицательная – штраф, остальные события будут означать, что награда равна нулю. Модель наблюдает состояние среды: температуру, давление, скорость нагрева печи, режим работы. Затем она совершает одно из возможных действий и получает награду или штраф в зависимости от результата своего действия. Исходя из этого, она обновляет свои стратегии, и возвращается к наблюдению. Таким образом, в результате своего обучения, она сможет прийти к набору действий для оптимизации производства, и её можно будет использовать в реальных условиях. Крупная компания по производству бумаги СМРС, использовала обучение с подкреплением для оптимизации своего производственного процесса, автоматизировав ручную систему кон-

троля, а компания DeepMind – для оптимизации энергопотребления центров обработки данных Google, сохраняя при этом безопасность и эффективность работы оборудования.

Из рассмотренных выше примеров интеграции нейросетей можно сделать вывод, что почти для каждой информационной системы можно рассматривать направление развития в сторону искусственного интеллекта, так как это позволяет оптимизировать многие процессы, экономя время и бюджет компаний.

Список литературы

1. Сумин, В. И. Использование ситуационного моделирования в разработке систем принятия решений для сложных организационных систем / В. И. Сумин, А. С. Кравченко, А. В. Толкачев // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 3. – С. 71-79. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-69-77. – EDN FBVHJO.

2. Бантюков, С. М. Создание интеллектуальной системы управления качеством предприятия «Эталон» в авиационной промышленности / С. М. Бантюков // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 2. – С. 15-23. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-2-15-23. – EDN YHXUPY.

3. Дмитриев, Е. А. Математическое моделирование и реализация информационно-расчетных задач «маскировка» / Е. А. Дмитриев, А. Ф. Тараканов, Е. А. Шипилова // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 2. – С. 32-42. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-2-32-42. – EDN DJJKYT.

4. Выбор критерия оптимальности при принятии управленческих решений в сложных технических системах / А. В. Скрыпников, И. А. Высоцкая, С. А. Евдокимова [и др.] // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 1. – С. 120-128. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-120-128. – EDN MMIAIH.

5. Сазонова, С. А. Моделирование процесса диагностики утечек на основе двухальтернативной гипотезы с учетом помех от стохастичности потребления в гидравлической системе / С. А. Сазонова, И. В. Щербакова, Г. И. Сметанкина // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 1. – С. 111-120. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-111-120. – EDN CSKRIZ.

6. Математическое обеспечение информационно-управляющей системы для хранения продукции с ограниченным сроком хранения / Д. В. Арапов, Н. Ю. Юдина, В. А. Курицын, Л. А. Коробова // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 1. – С. 7-18. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-7-18. – EDN CXBIVK.

References

1. Sumin, V. I. The use of situational modeling in the development of decision-making systems for complex organizational systems / V. I. Sumin, A. S. Kravchenko, A. V. Tolkachev // Modeling of Systems and Processes. – 2024. – Vol. 17, No. 3. – Pp. 71-79. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-69-77. – EDN FBBHJO.
2. Bantyukov, S. M. Creation of an intelligent quality management system for the "Etalon" enterprise in the aviation industry / S. M. Bantyukov // Modeling of Systems and Processes. – 2024. – Vol. 17, No. 2. – Pp. 15-23. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-2-15-23. – EDN YHXUPY.
3. Dmitriev, E. A. Mathematical modeling and implementation of information and calculation tasks "masking" / E. A. Dmitriev, A. F. Tarakanov, E. A. Shipilova // Modeling of Systems and Processes. – 2024. – Vol. 17, No. 2. – Pp. 32-42. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-2-32-42. – EDN DJJKYT.
4. Selection of the optimality criterion when making management decisions in complex technical systems / A. V. Skrypnikov, I. A. Vysotskaya, S. A. Evdokimova [et al.] // Modeling of Systems and Processes. – 2024. – Vol. 17, No. 1. – Pp. 120-128. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-120-128. – EDN MMIAIH.
5. Sazonova, S. A. Modeling the process of leak detection based on a two-alternative hypothesis, taking into account interference from stochastic consumption in a hydraulic system / S. A. Sazonova, I. V. Shcherbakova, G. I. Smetankina // Modeling of Systems and Processes. – 2024. – Vol. 17, No. 1. – Pp. 111-120. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-111-120. – EDN CSKRIZ.
6. Mathematical support of an information and control system for storing products with a limited shelf life / D. V. Arapov, N. Yu. Yudina, V. A. Kuritsyn, L. A. Korobova // Modeling of Systems and Processes. – 2024. – Vol. 17, No. 1. – Pp. 7-18. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-7-18. – EDN CXBIVK.