

МОДЕЛИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ КАК ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ОСНОВА СИСТЕМ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ В АВТОМАТИЗИРОВАННОМ УПРАВЛЕНИИ

Т.П. Новикова¹, А.В. Теппоев², А.И. Новиков³

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

²Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
им. С.М. Кирова (СПбГЛТУ)

³ФГБНУ «Агрофизический научно-исследовательский институт»
(ФГБНУ АФИ)

Аннотация. В статье рассмотрена технология распознавания образов в контексте развития искусственного интеллекта. Описаны основные элементы моделей распознавания образов, применение нейронных сетей в области распознавания образов, показана роль компьютерного зрения в различных областях.

Ключевые слова: распознавание образов, искусственный интеллект, нейронные сети.

PATTERN RECOGNITION MODELS AS A THEORETICAL BASIS FOR TECHNICAL VISION SYSTEMS IN AUTOMATED CONTROL

T.P. Novikova¹, A.V. Teplov², and A.I. Novikov³

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

² St. Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirov

³Agrophysical Research Institute

Abstract. The article discusses the technology of pattern recognition in the context of the development of artificial intelligence. It describes the main elements of pattern recognition models, the application of neural networks in the field of pattern recognition, and the role of computer vision in various fields.

Keywords: pattern recognition, artificial intelligence, and neural networks.

Введение

Понятие «искусственный интеллект» до сих пор не имеет авторитетного и единого определения. Но по сути дела, всегда речь идет о том, что машины способны достичь уровня интеллекта человека, то есть могут воспринимать внешние объекты, а затем, через самостоятельный процесс «мышления», давать целенаправленные и осмысленные ответы. Таким образом, можно сказать, что искусственный интеллект включает в себя три аспекта: восприятие, принятие решений и действие. Конечно, все эти аспекты применяются автономно машиной, без прямого управления со стороны человека [1]. А технология распознавания образов, является важным техническим средством для реализации способности искусственного интеллекта к восприятию. Как и развитие других технологий, развитие распознавания образов не произошло внезапно, оно имеет свой путь развития от начальных стадий до более сложных, от практических исследований до теоретических прорывов, пройдя в течение почти столетия истории (рисунок 1).

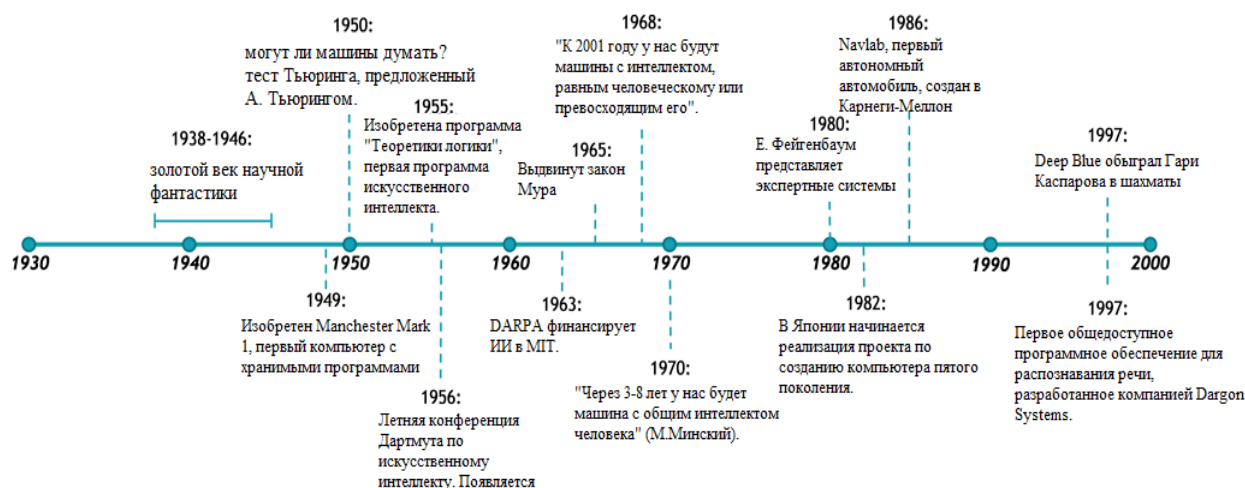


Рисунок 1 – История развития искусственного интеллекта

Распознавание образов как теоретическая основа

Что такое распознавание образов? По сути, это когда мы относим объекты к каким-то категориям. Сам процесс познания – это установление связи между тем, как мы называем категорию, и её характерными признаками. А распознавание – это уже конкретное действие: взять объект, посмотреть на его свойства и понять, к какой известной категории он относится. Зачем всё это нужно? Чтобы научить компьютер самому находить в данных закономерности и шаблоны, а потом автоматически классифицировать, распознавать, прогнозировать. Исследования в этой области полезны не только на практике – они влияют и на развитие

статистики, компьютерных наук, искусственного интеллекта, систем технического зрения в автоматизации и так далее [2].

Если говорить конкретнее, чем важны модели и алгоритмы распознавания образов, то можно выделить несколько пунктов.

Моделирование данных. Алгоритмы позволяют абстрагироваться от сырых данных, представить их в виде моделей. Благодаря этому мы лучше понимаем, какие закономерности и структуры скрыты внутри данных. А значит, можем эффективнее использовать их в приложениях, которые от данных зависят [4].

Извлечение признаков. Модели распознавания умеют вытаскивать из исходного материала самые характерные и полезные признаки – те, которые лучше всего отличают один объект от другого. Это помогает решить проблемы высокой размерности, когда данных слишком много, и зашумлённости, когда много мусора. В итоге точность классификации растёт, а модель становится устойчивее.

Обучение модели. Алгоритмы могут сами, без ручной настройки, строить модель, изучая статистические закономерности в данных. Потом на основе этой модели они решают задачи – классифицируют, прогнозируют. Такой подход позволяет автоматически анализировать большие массивы данных, быстрее и точнее их обрабатывать.

Широкое применение. Где только не используют распознавание образов: распознавание лиц, речь, классификация картинок, умные рекомендации, обнаружение объектов в технических системах [2,3] – везде оно помогает решать реальные задачи. А это, в свою очередь, поднимает производительность труда, улучшает качество жизни и даёт толчок социальному и экономическому развитию.

В области распознавания образов было разработано множество методов, а текущим наиболее популярным подходом является глубокое обучение, то есть методы, основанные на глубоких нейронных сетях, стали доминирующими во всей области искусственного интеллекта.

К числу представленных репрезентативных моделей нейронных сетей относятся RBM, Auto - кодеры, различные сверточные нейронные сети (LeNet, AlexNet, GoogleNet, VGGNet, ResNet, DenseNet), полностью сверточные сети, рекурсивные нейронные сети, капсульные сети (CapsNet), генеративные антагонистические сети, сети Turin - Jing, Transformers и т.д.

Приложения в компьютерном зрении включают не только классификацию изображений (классификацию объектов), но и обнаружение объектов и разделение объектов. Обнаружение объектов в прошлом считалось сложной задачей с высокой вычислительной сложностью (требующей классификации большого количества скользящих окон различного размера) и сложностью разграничения перспектив и фона. Использование глубоких нейронных сетей для обнаружения объектов значительно повышает производительность обнаружения, и вычислительная скорость больше не является проблемой из-за использования параллельных компьютеров с GPU. Репрезентативные методы, используемые для обнаружения объектов, включают двухэтапный метод R - CNN, Fast R - CNN, Fast R - CNN, одноэтапный метод YOLO, SSD и т.д. Маск R - CNN может одновременно выполнять обнаружение и разделение [1].

Разделение объектов фактически рассматривает разделение изображений как проблему классификации пикселей, и в настоящее время почти все объекты используют полностью сверточные сети. Сеть извлекает характеристики из каждого пикселя в изображении и классифицирует их как перспективы / фоны или различные области объектов. Типы разделения изображений включают семантическое разделение (область перспективы, которая различает различные типы объектов), разделение примеров (отличает различные экземпляры объектов), панорамное разделение (различает примеры объектов и различные фоновые области) и т.д.

Заключение

В настоящее время модели нейронных сетей, основанные на данных, используются для классификации, обнаружения, разделения и описания изображений. Предоставляя большое количество данных обучения, можно достичь хороших идентификационных характеристик. В то же время, модели, основанные на данных, также имеют много недостатков и не могут решить все проблемы. Во - первых, когда данных обучения недостаточно (стоимость сбора учебных образцов высока) [11], теряется производительность, и результаты, даже хуже, чем у традиционного метода распознавания образов (искусственное извлечение признаков + классификация). Во - вторых, модели нейронных сетей менее объяснимы и прочны – нет объяснения, как были получены результаты идентификации и структура модели. Необъяснимые результаты появляются на «шумных» изображениях или внезапные изменения в результатах идентификации возникают из-за шумовых помех.

Список литературы

1. Чжу, И. Исследование остаточной нейронной сети Resnet / И. Чжу, Т. П. Новикова, С. А. Евдокимова // Моделирование информационных систем и технологий : Материалы Международной научно-практической конференции, Воронеж, 27 октября 2022 года / Отв. редакторы В.К. Зольников, С.А. Евдокимова. – Воронеж: Воронежский государственный лесотехнический университет им. Г.Ф. Морозова, 2022. – С. 343-349.
2. 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.
3. Высоцкая, И. А. Обоснование информационно-интеллектуальной поддержки принципов действия технических систем / И. А. Высоцкая // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 1. – С. 19-26. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-19-26. – EDN DCEATL.
4. Новикова, Т. П. Управление данными : лабораторный практикум / Т. П. Новикова. – Воронеж : Воронежский государственный лесотехнический университет им. Г.Ф. Морозова, 2022. – 106 с. – ISBN 978-5-7994-0982-1. – EDN MYYCWS.

References

1. Zhu, I. Research of the Residual Neural Network Resnet / I. Zhu, T. P. Novikova, S. A. Evdokimova // Modeling of Information Systems and Technologies : Materials of the International Scientific and Practical Conference, Voronezh, October 27, 2022 / Ed. by V.K. Zolnikov, S.A. Evdokimova. – Voronezh: Voronezh State Forestry University named after G.F. Morozov, 2022. – Pp. 343-349.
2. Choosing the optimality criterion for making managerial 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.
3. Vysotskaya, I. A. Justification of Information and Intellectual Support for the Principles of Operation of Technical Systems / I. A. Vysotskaya // Modeling of Systems and Processes. – 2024. – Vol. 17, No. 1. – Pp. 19-26. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-19-26. – EDN DCEATL.

4. Novikova, T. P. Data Management: Laboratory Workshop / T. P. Novikova.
– Voronezh: Voronezh State Forestry University named after G. F. Morozov, 2022. –
106 p. – ISBN 978-5-7994-0982-1. – EDN MYYCWS.