

# ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ: ПРОШЛОЕ, НАСТОЯЩЕЕ, БУДУЩЕЕ

## Часть III

В первой части статьи мы рассмотрели историю появления глубоких нейронных сетей (ГНС) в контексте развития методов машинного обучения. Вторая часть была посвящена описанию их воздействия на ту конкретную прикладную область компьютерного зрения и распознавания визуальных образов, в контексте которой ГНС и были созданы. Но если бы все ограничилось только переворотом в компьютерном зрении, или даже шире – в обработке и анализе данных – вряд ли мы имели бы право говорить о революции в искусственном интеллекте.

Пожалуй, главное, чем мы обязаны сегодня глубоким нейросетям, это то, что они позволили после достаточно долгого застоя вновь двинуться вперед и во всех других областях искусственного интеллекта. В свете этого впечатляющего прогресса, в данной части статьи мы поговорим о двух типах искусственного интеллекта, которые часто выделяют, обсуждая подобные технологии. Функциональный («слабый») и универсальный («сильный») ИИ: чем они отличаются, насколько мы близки к их созданию, чего от них ждать. Следует ли их бояться, или, напротив, приветствовать и максимально широко внедрять.

Начнем с того, что уже практически у нас на пороге.

### Функциональный искусственный интеллект

Хотя сегодня много говорят об искусственном интеллекте, единого общепринятого определения его до сих пор нет. Точнее говоря, определений слишком много, и разные специалисты вкладывают в это понятие разные отличительные признаки. Одно из популярных определений ИИ утверждает, что по-настоящему интеллектуальными являются только те задачи, для которых нет известного алгоритма решения. Например, автоматическая игра в шахматы – часть области искусственного интеллекта? Долгие годы это не вызывало сомнений. Однако сегодня многие ученые считают, что нет, ведь эту задачу компьютер уже решил. Получается, что как только мы какую-либо задачу решили, алгоритм для нее появился, а значит, она перестала быть интеллектуальной. Иными словами, есть некий исходный ряд актуальных интеллектуальных задач (то, что способны делать люди и пока не способны делать машины), из которого мы постепенно одну за другой вычеркиваем решенные проблемы. Победил компьютер чемпиона по шахматам – вычеркнули шахматы, победили нейросети чемпиона в го – вычеркнули го, и так далее.

Впрочем, с таким постоянно сжимающимся определением области ИИ согласны далеко не все специалисты. Возьмем, например, компьютерное зрение, которое мы подробно рассмотрели в предыдущей статье. Должны ли мы были сразу вычеркнуть компьютерное зрение из сферы искусственного интеллекта уже в 2011 году, когда нейронная сеть впервые превзошла человека в задачах распознавания визуальных образов? Представляется, что нет, поскольку прогресс методов компьютерного зрения на основе глубокого обучения продолжается до сих пор. Решаются все новые, более сложные задачи, прежние задачи решаются новыми методами, качество работы алгоритмов постоянно улучшается. При этом соревнование программ анализа изображений не останавливается и в области «superehuman», где статистические результаты работы машин превосходят соответствующие человеческие. Казалось бы, зачем создавать программы анализа данных, которые работают все лучше, если они и так уже превзошли по каким-то параметрам человека? На самом деле, ответ очевиден – технологии и системы ИИ создаются не ради чистого научного интереса или абстрактного соревнования с человеком, а для решения конкретных прикладных практических задач. И с точки зрения решения этих задач человек вовсе не является эталоном. Природа не создавала человека как идеального распознавателя лиц (средний человек может запомнить лишь несколько сотен лиц), идеального водителя, летчика или оператора системы видеонаблюдения (реакции человека несравнимы со скоростями событий в современной технологической среде, он не может долго сохранять внимание, наблюдение за потоками разнородных событий его утомляет). Требования к техническим системам растут. Разработчики стремятся к достижению лучших характеристик, в том числе, ради большей безопасности пользователей-людей. Поэтому и от систем ИИ требуются с каждым годом все лучшие решения, а значит, нам пока не стоит торопиться вычеркивать «решенные» задачи из области актуальных исследований и разработок.

С практической точки зрения определение искусственного интеллекта звучит очень просто: интеллектуальными являются искусственные системы (алгоритмы, программное и аппаратное обеспечение), позволяющие решать задачи, которые традиционно решались исключительно при помощи человеческого (естественного) интеллекта. Такой ИИ, выполняющий определенные (не обязательно все!) функции человека, обычно называют «слабым» или «функциональным». Попробуем разобраться, на каком этапе его создания мы сейчас находимся.

Здесь сразу необходимо оговориться, что поскольку принятое нами определение носит прикладной характер, про функциональный искусственный интеллект нельзя говорить без привязки к конкретной технической области. В данной статье мы возьмем в качестве примера робототехнику и посмотрим, насколько близко мы подошли к тому, чтобы создавать действительно автономных мобильных роботов, способных выполнять сложные задачи без помощи человека.

Как было показано в предыдущей части статьи, уже к 2016 году основные задачи по обработке сигналов, техническому зрению, автономной навигации были в принципе

решены. По оценкам специалистов, это составляет примерно половину интеллектуальных умений, необходимых автономному роботу. В оставшейся части, пожалуй, главная проблема, сдерживавшая движение к автономности, была связана с тем, что два типа искусственного интеллекта, которые мы обсуждали в первой части статьи (моделирование человеческих рассуждений и обучение на примерах), никак не могли между собой состыковаться. До тех пор, пока технологический прорыв глубоких нейросетей распространялся лишь на область машинного обучения, это не решало задачу создания функционального ИИ в целом. Нейронные сети могли обучаться, но не были способны рассуждать и объяснять свои решения, а системы ИИ, основанные на знаниях, по-прежнему не умели учиться и адаптироваться к внешней среде.

Классическая нейронная сеть приобретает навыки решения задач методом обучения с учителем. Для обучения нейросети нужно иметь набор входных данных, например, изображений или сигналов, и набор соответствующих ответов учителя (к какому классу относятся изображения, какие объекты в них выделяются, в какой ситуации сигналы имеют такой вид и т.п.). Таким образом, искусственные нейронные сети учат на примерах «стимул-подкрепление», подобно тому, как в знаменитых опытах академика Павлова у собак вырабатывали условные рефлексы. Собака слышит сигнал и вырабатывает слюну, нейронная сеть видит изображение и вырабатывает признак класса. Ясно, что обученные таким «собачьим» образом сети не способны использовать естественный язык, структурные модели, логический вывод, базы знаний о мире, то есть все то, что необходимо автономному роботу, действующему в сложных условиях, и что традиционно ассоциируется у нас с термином «интеллект».

Однако такой уровень работы глубоких сетей был характерен лишь где-то до 2015-2016 гг. Сегодня нейронные сети продвинулись намного дальше. Рассмотрим в качестве примера так называемые «визуальные вопросы», то есть вопросы о семантическом содержании изображений или видеороликов. Простые визуальные вопросы (сколько объектов изображено? к каким классам они относятся?) не требуют рассуждений, и отвечать на них нейросети легко учатся на уровне «рефлексов». Но есть и более сложные вопросы. Например, вопросы, требующие понимания контекста наблюдаемой сцены. Предъявляем машине свадебную фотографию и задаем вопрос: «Что чувствует женщина в фате?» Тут важно понимать, что наблюдаемая ситуация – это свадьба, женщина в фате – невеста, следовательно, она счастлива (или взволнована, или напугана – но пусть компьютер ответит хотя бы «счастлива», это уже будет большой успех).

Еще важнее вопросы, связанные непосредственно с рассуждениями. Например, когда автономный робот находится в рабочей среде, ему необходимо взаимодействовать с различными устройствами, при этом ничего лишнего не задеть, попасть в нужное место и выполнить определенное задание. Одного только распознавания предметов для этого недостаточно. Необходимо сопоставлять наблюдаемые объекты и их назначение с базами знаний, искать полезные, определять порядок действий. Для этого роботу нужно иметь символичный уровень



**Юрий ВИЗИЛЬТЕР,**  
начальник подразделения  
интеллектуального анализа данных  
и технического зрения  
ФГУП «ГосНИИ Авиационных систем»,  
доктор физико-математических наук,  
профессор РАН