



Math-Net.Ru

Общероссийский математический портал

В. Б. Кудрявцев, В. Н. Козлов, А. П. Рыжов, И. Л. Мазуренко, Г. В. Боков,
А. А. Петюшко, Искусственный интеллект: проблемы и перспективы,
Интеллектуальные системы. Теория и приложения, 2020, том 24, вы-
пуск 4, 33–44

<https://www.mathnet.ru/ista280>

Использование Общероссийского математического портала Math-Net.Ru подразумевает, что вы прочитали и
согласны с пользовательским соглашением

<https://www.mathnet.ru/rus/agreement>

Параметры загрузки:

IP: 18.97.9.175

19 мая 2025 г., 07:42:18



Искусственный интеллект: проблемы и перспективы

Кудрявцев В.Б.¹, Козлов В.Н.², Рыжов А.П.³,
Мазуренко И.Л.⁴, Боков Г.В.⁵, Петюшко А.А.⁶

В работе излагаются результаты дискуссии на тему проблем и перспектив искусственного интеллекта, состоявшейся на кафедре математической теории интеллектуальных систем 14 октября 2020 года. Тематика дискуссии восходит к классическим работам А. Тьюринга «Может ли машина мыслит» и Дж. фон Неймана

¹ *Кудрявцев Валерий Борисович* — заведующий каф. математической теории интеллектуальных систем мех.-мат. ф-та МГУ, профессор, e-mail: ilaky@bk.ru.

Kudryavtsev Valeriy Borisovjch — head of the chair, professor, Lomonosov Moscow State University, Faculty of Mechanics and Mathematics, Chair of Mathematical Theory of Intellectual Systems.

² *Козлов Вадим Никитович* — профессор каф. математической теории интеллектуальных систем мех.-мат. ф-та МГУ, e-mail: vnkozlov@mail.ru.

Kozlov Vadim Nikitovich — professor, Lomonosov Moscow State University, Faculty of Mechanics and Mathematics, Chair of Mathematical Theory of Intellectual Systems.

³ *Рыжов Александр Павлович* — профессор каф. математической теории интеллектуальных систем мех.-мат. ф-та МГУ, e-mail: ryjov@mail.ru.

Ryjev Alexander Pavlovich — professor, Lomonosov Moscow State University, Faculty of Mechanics and Mathematics, Chair of Mathematical Theory of Intellectual Systems.

⁴ *Мазуренко Иван Леонидович* — с.н.с. каф. математической теории интеллектуальных систем мех.-мат. ф-та МГУ, e-mail: ivan@mazurenko.ru.

Mazurenko Ivan Leonidovich — senior researcher, Lomonosov Moscow State University, Faculty of Mechanics and Mathematics, Chair of Mathematical Theory of Intellectual Systems.

⁵ *Боков Григорий Владимирович* — доцент каф. математической теории интеллектуальных систем мех.-мат. ф-та МГУ и зав. лабораторией математических проблем искусственного интеллекта, e-mail: bokovgrigoriy@gmail.com.

Bokov Grigoriy Vladimirovich — associate professor, Lomonosov Moscow State University, Faculty of Mechanics and Mathematics, Chair of Mathematical Theory of Intellectual Systems, head of Laboratory of Mathematical Problems of Artificial Intelligence.

⁶ *Петюшко Александр Александрович* — к.ф.-м.н., научный эксперт, руководитель команды видео-интеллекта Московского исследовательского центра Хуавэй, e-mail: petyushko@yandex.ru.

Petyushko Alexander Alexandrovich — Candidate of Physical and Mathematical Sciences, scientific expert, head of the video intelligence team of Huawei Moscow Research Center.

«Вычислительная машина и мозг», которые возникли на заре становления кибернетики как науки. С тех пор дискуссии на тему «Может ли машина мыслить» то возникали, то затухали и в понимании этого вопроса особой ясности они не вносили. В последние годы, в связи с мощным развитием технологической базы вычислительных систем, тематика стала вновь актуальной. Вместе с научной базой, наработанной в теории искусственного интеллекта и прикладных программ в этой области, возникло множество работ спекулятивного типа, готовых объявить любое устройство со встроенными в его систему управления тривиальными алгоритмическими добавками «системой искусственного интеллекта». В работе делается попытка отделить «зерна от плевел», изложив несколько точек зрения по этому вопросу.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети.

Профессор, д.ф.-м.н. Козлов В. Н.

В дискуссии я занимал позицию скептика в отношении нейронных сетей. При этом я осознаю важность и значимость этой модели для многочисленных приложений. И, тем не менее, полагаю, что это тупиковый путь как для моделирования нервной системы, так и для распознающих систем. В обоснование своей точки зрения я приведу некоторые соображения по этим двум пунктам.

1) Нейронные сети как модель для реальной нервной системы. Это направление основывается на примерно такой логике: нервная система – конечное множество нейронов. Если мы по возможности точнее воспроизведем в некоторой формальной модели свойства реального нейрона, а затем исследуем все возможные соединения этих формальных нейронов в сети, то в их свойствах чудесным образом проявятся интересные и загадочные свойства реальной нервной системы. Здесь страдает сама логика подхода: выделить «кирпичик», основной элемент, т.е. нейрон, из которых состоит объект (нервная система), и затем, отправляясь от «кирпичика», соединяя их в разных комбинациях, пытаться прийти к проявлению свойств мозга. Давайте повторим эту логику в несколько ином варианте: возьмем в качестве «кирпичика» не нейрон, а молекулу. Ведь все нейроны, а значит и нервная система, состоят из молекул, и их конечное множество. Воспроизведем в формальной модели свойства молекул как можно точнее, и будем соединять эти модели молекул в своеобразные «молекулярные сети» вместо нейронных сетей. Получим, ясно, в лучшем случае молекулярную физику, но не свойства мозга. То есть «молекулярный уровень», скорее всего, не тот уровень, который требуется для изучения, например, алгоритмов мозга. Но можно пред-

положить такое же и про «нейронный уровень». Еще одна аналогия: если выделить «кирпичик» как элемент, из которых строят здания, то, ясно, архитектурный облик здания (аналог функциональных механизмов мозга) определяется идеями искусства, истории, философии и пр., и лишь в малой степени свойствами кирпича.

2) Нейронные сети как распознающие системы. На мой взгляд, работа нейронных сетей по большому счету имеет характер перебора, со всеми издержками таких алгоритмов. Я поясню свою мысль на следующем примере. Пусть мы хотим использовать некоторую функцию $f(x)$, определяя ее значения для некоторых значений аргументов. К сожалению, у нас нет формулы для задания функции, но есть достаточно большое множество примеров ее значений при некоторых значениях аргументов (это своеобразное обучающее множество). Можно представить эти значения как множество точек в некоторой системе координат. Мы дополняем это обучающее множество системой отрезков прямых между соседними точками, получая, тем самым, ее предположительный график. Теперь для любого значения аргумента можно получить «значение» функции, и, нетрудно видеть, по сути, перебором и интерполяцией. Разумеется, в нейронных сетях все и сложнее, и более громоздко: не плоскость, а многомерное пространство, интерполяции тоже гораздо замысловатее, и пр. Но, все же, очевидно, было бы лучше иметь (и искать!) формулу для функции.

Кроме того, когда говорят о поразительных успехах нейронных сетей, например, в распознавании изображений, большей частью за кадром остается вопрос о том, при каких условиях эти успехи достигнуты. Поясню сказанное на примере перцептрона «Марк-1» Ф.Розенблатта. Я читал описание экспериментов с перцептроном, там говорилось, что после предъявлений в обучении с алгоритмом «с учителем» 20-40 начертаний каждой буквы, правильность распознавания букв достигала почти 100%. Получается, что еще в конце 50-х - начале 60-х годов проблема распознавания, по крайней мере, фигур была решена?! Но другое выясняется, если начинаешь вчитываться в те условия, в которых проходили эксперименты по распознаванию. На квадратный ячеистый экран («сетчатка») проецировалась фигура так, чтобы полностью его заполнить, по крайней мере, по высоте (то есть, получается, фигуры приводились к «каноническому» размеру). Фигура на экране располагалась так, чтобы ее верх был вверху, низ – внизу, правое – справа, левое – слева. Но с какой стати предполагается, что это известно? Мы еще не распознали фигуру, но уже знаем, где у нее верх, где низ, и т.д. Подсказка «доброе дяди»? Порочный круг? Если же считать, что «подсказок» нет, то таких замечательных результатов уже далеко не будет. Этим же в немалой мере грешат и нынешние нейронные сети. В какой то мере к

недостаткам нейронных сетей можно отнести и малочисленность математических результатов для них, т.е. это эвристика. На мой взгляд, главных результатов - два: теорема Колмогорова, которую сейчас трактуют как «накрывающую» сверху всю эту модель, и теорема Новикова про перцептрон. Но сам А.Н.Колмогоров, доказывая теорему (середина 50-годов), вряд ли вообще знал о существовании перцептронов, они тогда только начинались.

Представленный текст выступления местами, может быть, категоричен и полемичен. Не считаю это бедой, в дискуссии, полагаю это приемлемо.

Профессор, д.т.н., к.ф.-м.н. Рыжов А. П.

Нас почему-то не удивляет, что калькулятор считает быстрее и точнее человека, компьютер – быстрее и точнее решает, например, дифференциальные уравнения и многое другое, к чему мы привыкли и просто не замечаем. Вот теперь спецпроцессор в виде искусственной нейросети распознаёт лица быстрее и точнее человека. Ну и что? Какое это отношение имеет к интеллекту? Наверно, для почти любой задачи можно придумать алгоритм, работающий быстрее и точнее человека. Даже научившись решать сотни таких задач, мы из полученных элементов не соберем пазл под названием ИИ. Поэтому все эти «достижения» (безусловно, очень важные и интересные для кого-то) к теме нашей дискуссии не имеют почти никакого отношения.

К сожалению, вокруг ИИ сейчас возникло много хайпа и шальных денег (по разным оценкам, инвестиции в ИИ уже составят сотни миллиардов долларов¹). Это притягивает множество проходимцев, не очень умных, но шумных, создающих ложные ожидания. Все больше появляется мнений, что ИИ – это обман. Например, «AI heading back to the trough. The expectations over artificial intelligence (AI) are becoming too inflated. AI will indeed change everything, but not any time soon»² или «Inflated Expectations: Artificial Intelligence Still Depends on Humans»³. Компании – лидеры рынка меняют свою политику в отношении ИИ: Facebook сократил подразделение М, занимающиеся ИИ⁴, IBM Watson health сократил 70% сотрудников⁵, Cambridge Analytica объявила о банкротстве⁶; много

¹<https://hightech.plus/2020/01/15/investicii-v-ii-startapi-ssha-dostigli-rekordnih-visot>

²<https://www.networkworld.com/article/3206313/internet-of-things/ai-heading-back-to-the-trough.html>

³<https://techonomy.com/2016/07/27222/>

⁴<https://www.theverge.com/2018/1/8/16856654/facebook-m-shutdown-bots-ai>

⁵https://www.theregister.co.uk/AMP/2018/05/25/ibms_watson_layoffs/

аналогичных фактов без труда можно найти в интернет. Означает ли это, что наступает новая зима ИИ? Не хотелось бы.

В такие моменты правильно обратиться не к мнению не разговаривающих блогеров, юристов и бухгалтеров, а к видению отцов-основателей ИИ. А они никогда не писали об ИИ как о самостоятельном самодумающем чёрном ящике с собственным сознанием. Так, Эшби рассуждал об усилении интеллектуальной силы человека [1], Ликлайдер писал о симбиозе человеческого и компьютерного интеллектов [2]. Компании-лидеры рынка начинают говорить в подобных терминах: IBM вводит понятие дополненного интеллекта (Augmented Intelligence [3]) близкое к пониманию Эшби; McKinsey ввело понятие Automation of knowledge work [4], близкое к пониманию Ликлайдера.

Такие человеко-компьютерные системы гибридного интеллекта, скорее всего, и есть выход из складывающегося кризиса ИИ. Для разработчиков это означает прежде всего переосмысление задач. С такими постановками задач и сценариями использования систем гибридного интеллекта можно ознакомиться в недавно вышедшей книге [5].

Хочется отметить, что это направление включается в дорожные карты ведущих экспертных и грантообразующих организаций. Так, Национальный научный фонд США выделил 10 прорывных направлений⁷, первое из которых – про гибридный интеллект⁸; Управление перспективных исследований Министерства обороны США определило третью волну ИИ (AI Next Campaign⁹ как гибридный интеллект (Towards this end, DARPA research and development in human-machine symbiosis sets a goal to partner with machines) и уже инвестирует в это направление 2 миллиарда долларов¹⁰; в утвержденном недавно стратегическом плане развития ИИ США¹¹ стратегия №2 – про гибридный интеллект (Strategy 2: Develop effective methods for human-AI collaboration. Increase understanding of how to create AI systems that effectively complement and augment human capabilities).

⁶<https://ca-commercial.com/news/cambridge-analytica-and-scl-elections-commence-insolvency-proceedings-and-release-results-3>

⁷https://www.nsf.gov/news/special_reports/big_ideas/index.jsp

⁸https://www.nsf.gov/news/special_reports/big_ideas/human_tech.jsp

⁹<https://www.darpa.mil/work-with-us/ai-next-campaign>

¹⁰<https://www.darpa.mil/news-events/2018-09-07>

¹¹<https://www.whitehouse.gov/wp-content/uploads/2019/06/National-AI-Research-and-Development-Strategic-Plan-2019-Update-June-2019.pdf>

Старший научный сотрудник, к.ф.-м.н. Мазуренко И. Л.

Еще на рубеже 50-60 годов 20 века выдающимися советскими учеными А. Н. Колмогоровым [6] и В. И. Арнольдом [7] была доказана универсальная теорема представимости для непрерывных функций, а именно, что любая многоместная непрерывная функция на компактном носителе может быть представлена в виде конечной композиции непрерывных функций одной переменной и бинарной операции сложения.

Эта теорема тесно связана с 13-ой проблемой Гильберта [8] и может рассматриваться как фундаментальный теоретический базис для всей теории нейронных сетей.

В 1989 Д. Цыбенко доказал универсальную теорему аппроксимации [9] для многослойных нейросетей прямой связи (без циклов), а именно, что любая непрерывная функция многих переменных на компактном носителе может быть приближена с любой заранее заданной точностью 2-х слойным перцептроном (полносвязной сетью с одним скрытым слоем) с монотонно возрастающей ограниченной функцией активации. Та же теорема была независимо доказана в [10].

Нелинейности в современных нейросетях, как правило, представлены кусочно-линейной функцией активации $\text{ReLU}=\max(0,x)$ [11]. Тем самым, современные нейросети - это всего лишь эффективный способ представления непрерывных функций путем их приближения кусочно-линейными функциями общего вида, а их широкое применение связано исключительно с наличием большого объема данных для обучения этих нейросетевых интерполяторов и большими вычислительными ресурсами, представляемыми современными графическими ускорителями (GPU). Интерполяционные свойства нейросетей обладают рядом фундаментальных проблем, связанных с их устойчивостью к аномальным данным [12], обобщающей способностью и проблемами переобучения/отсутствия сходимости [13].

Никакой прямой связи данных "нейросетевых" аппроксиматоров с биологией мозга и тем более с т.н. "искусственным интеллектом" (возможность существования которого никак не связана с теорией нейронных сетей), автором не усматривается.

Доцент, к.ф.-м.н. Боков Г. В.

Успехи в развитии технологий искусственного интеллекта сместили сегодня вектор развития искусственного интеллекта в сторону алгоритмов решения отдельных и частных задач. Сложность решаемых задач и ограниченность вычислительных ресурсов заставляют детализировать

и подстраивать алгоритмы, затачивая их не только под конкретную задачу, но и под конкретный тип входных данных. Как это, например, происходит сегодня с задачами распознавания изображений. Такая узкая заточенность и гонка за производительностью в итоге упускают из вида универсальность — одно из главных отличительных свойств человеческого интеллекта. Вопрос о том, следует ли относить универсальность к базовым принципам искусственного интеллекта, является спорным. В то же время, некоторые свойства универсальности определенно должны закладываться в системы искусственного интеллекта. В этой связи представляется уместным рассмотреть понятие искусственного интеллекта в более широком смысле.

Искусственный интеллект является предметом междисциплинарных исследований, как фундаментальных, в которых участвуют математиками, биологи, психологи, лингвисты, философы, так и прикладных, где технологии искусственного интеллекта разрабатывают специалисты в области информатики, вычислительной техники, программирования, робототехники и так далее. Со времен Джона фон Неймана в основы представления об искусственном интеллекте закладывались принципы работы естественных когнитивных систем и человеческого мозга. Современные достижения в области сканирования мозга позволяют сегодня учёным в области нейронаук исследовать работу мозга в режиме реального времени. Это даёт основание надеяться, что понимание принципов работы мозга человека послужит толчком к созданию искусственного интеллекта следующего поколения.

Все, что связано с изучением человеческого мозга, является одним из безусловных приоритетов современной науки. Все ведущие научные страны создают свои собственные программы исследований мозга. Европейцы работают над десятилетним мегапроектом «Human Brain Project»¹². Европейский союз выделил более миллиарда долларов на разработку компьютерной модели человеческого мозга. В 2013 году президент США выдвинул проект «Brain Initiative»¹³, который он назвал величайшим вызовом XXI века. Первоначальное финансирование этого проекта составляет более 100 миллионов долларов. Китай, между тем, вкладывает в свою программу в несколько раз больше, чем США. И такие программы существуют во многих странах мира. Сегодня инвестиции в науку о мозге так же важны, как и инвестиции в ядерную энергетику, космические исследования, альтернативные источники энергии и расшифровку генома. Нобелевский лауреат Джеймс Уотсон сказал: «мозг — это последний и самый грандиозный рубеж, самая сложная вещь, которую мы когда-либо открывали в нашей вселенной».

¹²<https://www.humanbrainproject.eu>

¹³<https://braininitiative.nih.gov>

В мае 2013 года Глобальный институт McKinsey опубликовал доклад «Прорывные технологии: достижения, которые изменят жизнь, бизнес и мировую экономику». В докладе предложено 12 технологий, которые могут привести к масштабным экономическим преобразованиям в ближайшие годы. Потенциальный экономический эффект от внедрения этих технологий оценивается в размере от 14 до 33 триллионов долларов в год к 2025 году. Среди этих технологий выделена автоматизация умственного труда как одна из наиболее важных прорывных технологий. Достижения в области методов искусственного интеллекта, машинного обучения и автоматизированного доказательства теорем позволяют автоматизировать многие процессы, связанные с умственным трудом человека, которые долгое время считались невозможными или непрактичными для компьютерной реализации. К 2025 году средства автоматизации умственного труда могут иметь экономический эффект в размере от 5,2 до 6,7 триллионов долларов в год.

Автоматизация умственного труда в широком смысле означает использование компьютеров для выполнения задач, которые опираются на комплексный анализ, тонкие рассуждения и творческий подход к решению задач. Она включает в себя такие области, как:

- *Интерактивные системы решения интеллектуальных задач, системы автоматического доказательства и обучающиеся системы* дают компьютерам возможность решать интеллектуальные задачи, используя сложный анализ, сложные логические рассуждения и творческий подход к решению.
- *Методы распознавания образов и машинного обучения, включающие нейронные сети и глубокое обучение,* дают компьютерам возможность делать заключения из шаблонов, распознаваемых в массивах входных данных.
- *Пользовательские интерфейсы и системы обработки естественного языка* дают компьютерам возможность напрямую реагировать на команды и запросы человека.
- *Интеллектуальный анализ данных и многоагентные системы* дают компьютерам возможность обнаруживать закономерности в больших массивах данных и сложных многоагентных системах.

Эти области сейчас определяют тенденции в развитии технологий искусственного интеллекта и вычислительной техники.

Первые попытки создать так называемые «думающие» системы и первые фундаментальные математические теории, предназначенные для их описания, появились в конце 30-х годов XX века благодаря Алану

Тьюрингу, Клоду Шеннону, Норберту Винеру, Джону фон Нейману и другим. Эти системы были необходимы для решения таких задач, как расшифровка сообщений, слежение за движущимися целями, быстрые вычисления и так далее. Даже термин «искусственный интеллект» был придуман только 20 лет спустя Джоном Маккарти. В последующие годы развитие вычислительной техники привело к созданию программ для решения интеллектуальных задач в различных областях. Они имитировали действия эксперта в соответствующей области и, соответственно, назывались экспертными системами. Таких систем очень много. Некоторые из них могут успешно конкурировать с человеком, например, компьютерные шахматы. Такие системы достигают впечатляющих результатов не за счет проникновения в логику человеческих действий, а, так сказать, методом «грубой силы», за счет огромной производительности компьютеров. В настоящее время задачи стали настолько огромными, что компьютеры иногда не могут их решить. Конечно, если появятся более мощные компьютеры, будут решены и эти проблемы. Но разве человек меняет свой образ мышления, подстраиваясь под конкретную задачу, например, для игры в шахматы? Наблюдаемые различия в способе решения задач человеком и компьютером приводят к выводу о том, что говорить об искусственном интеллекте как о технологиях, способных заменить интеллект человека, пока преждевременно.

Выпускник кафедры, к.ф.-м.н. Петюшко А. А.

Несмотря на отсутствие связи между классическим понятием "сильного искусственного интеллекта"¹⁴ и искусственными нейронными сетями, последние получили большое распространение в современных исследованиях. Например, на данный момент прогресс в области применения нейронных сетей к практическим задачам, в особенности в разрезе компьютерного зрения, просто поражает. Основные классические задачи компьютерного зрения, а именно: 1) Классификация (по входному изображению необходимо предъявить метку класса объекта, находящегося на изображении), 2) Обнаружение (по входному изображению необходимо не просто предъявить метку класса объекта, находящегося на изображении, но и обвести местонахождение этого объекта на изображении прямоугольником), 3) Сегментация (каждый пиксель входного изображения должен быть отнесен к некоторому классу - таким образом, может рассматриваться как уточнение задачи обнаружения на пиксельном уровне) - на данный момент решаются в современных системах исключительно с помощью сверточных нейросетей, первое успешное применение которых

¹⁴https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_general_intelligence

для распознавания рукописных цифр было осуществлено еще в 1989 году [14]. Сейчас, например, существуют нейросетевые решения-комбайны, которые совмещают в себе все три вышеперечисленные аспекта (классификация, обнаружение и сегментация), например, Mask R-CNN [15]. Возьмем, к примеру, задачу классификации для компьютерного зрения. Обычно классификаторы проверяют на огромной (порядка 1.5 млн изображений) базе данных изображений, названной ImageNet¹⁵ [16], в которой ровно 1000 классов объектов (различные виды животных, предметы интерьера, техника и т.п.). Было проведено исследование¹⁶, в котором уровень ошибки человеческого распознавания (при должной тренировке) был оценен в 5.1%. При этом на данный момент ведущие системы классификации, основанные на сверточных нейросетях, дают ошибку гораздо меньше - 2% и ниже [17]. Предваряя возможные возражения о том, что человеку, даже подготовленному, сложно ориентироваться среди десятков видов собак или кошек, подобное исследование было проведено в области сравнения распознавания такого, казалось бы, близкого любому человеку объекта, как лицо, которое люди начинают распознавать еще до года, и уже с рождения младенец способен распознавать по крайней мере 3 различных выражения лица [18]. Для тестирования использовалась известная база данных лиц Labeled Faces in the Wild (<http://vis-www.cs.umass.edu/lfw/>) [19], содержащая порядка 13 тысяч лиц от примерно 6 тысяч разных людей. Так вот, было установлено, что ошибка распознавания лиц человеком составляет 2.47% [20], в то время как современные системы распознавания, основанные на сверточных нейросетях, на этой базе допускают ошибку не больше 0.17% [21]. Также можно отметить, что и в языковых задачах (таких как, например, перевод с одного естественного языка на другой) существуют замечательные современные решения [22], которые способны решать на должном уровне большое количество проблем, связанных с семантической обработкой естественного языка.

Список литературы

- [1] *Ashby W. R.* An Introduction to Cybernetics¹⁷ // London, UK: Chapman and Hall, 1956, p. 271.
- [2] *Licklider J. C. R.* Man-Computer Symbiosis¹⁸ // IRE Transactions on Human Factors in Electronics, vol. HFE-1, 4-11, 1960, p. 4.

¹⁵<http://www.image-net.org>

¹⁶<http://karpathy.github.io/2014/09/02/what-i-learned-from-competing-against-a-convnet-on-imagenet>

¹⁷<http://pespmc1.vub.ac.be/books/IntroCyb.pdf>

¹⁸<http://groups.csail.mit.edu/medg/people/psz/Licklider.html>

- [3] *IBM Cognitive computing. Preparing for the Future of Artificial Intelligence*¹⁹, 2018.
- [4] *McKinsey Global Institute Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy*²⁰, 2013, p. 41.
- [5] *Рыжов А.П. Гибридный интеллект. Сценарии использования в бизнесе*²¹ // Новосибирск, Академиздат, 2019, 116 с.
- [6] *Колмогоров А. Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных суперпозициями непрерывных функций меньшего числа переменных* // Известия АН СССР, 108 (1956), с. 179–182.
- [7] *Арнольд В. И. О функции трех переменных* // Известия АН СССР, 114 (1957), с. 679–681.
- [8] *Hilbert D. Mathematical problems* // Bulletin of the American Mathematical Society : journal. — 1902. — Vol. 8. — P. 461–462.
- [9] *Cybenko G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function* // Tech. Rep. No.856. Urbana, IL: University of Illinois Urbana-Champaign Department of Electrical and Computer Engineering, 1988.
- [10] *Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators* // Discussion Paper 88-45. San Diego, CA: Department of Economics, university of California, San Diego, 1988.
- [11] *Hodgkin A. L., Huxley A. F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve* // The Journal of Physiology. — 1952. — vol. 117, no. 4. — pp. 500–544.
- [12] *Szegedy C. et al. Intriguing properties of neural networks* // arXiv preprint 1312.6199, 2013.
- [13] *Arora S. et al Stronger generalization bounds for deep nets via a compression approach* // arXiv preprint 1802.05296v4, 2018.
- [14] *LeCun Y., Boser B., Denker J.S., Henderson D., Howard R.E. et al Backpropagation applied to handwritten zip code recognition* // Neural computation, 1989, 1(4), 541–551.
- [15] *He K., Gkioxari G., Dollár P., Girshick R. Mask r-cnn. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2017, pp. 2961–2969.*
- [16] *Deng J., Dong W., Socher R., Li L. J., Li K., Fei-Fei L. Imagenet: A large-scale hierarchical image database* // In 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2009, pp. 248–255.
- [17] *Touvron H., Vedaldi A., Douze M., Jegou H. Fixing the train-test resolution discrepancy* // In Advances in Neural Information Processing Systems, 2019, pp. 8252–8262.
- [18] *Веракса Н. Е. Познавательное развитие в дошкольном детстве* // Учебное пособие. — МОЗАИКА-СИНТЕЗ, 2012. — 338 с.
- [19] *Huang G. B., Mattar M., Berg T., Learned-Miller E. Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments, 2008.*
- [20] *Kumar N., Berg A. C., Belhumeur P. N., Nayar S. K. Attribute and simile classifiers for face verification* // In 2009 IEEE 12th international conference on computer vision, 2009, pp. 365–372.

¹⁹<http://research.ibm.com/cognitive-computing/ostp/rfi-response.shtml>

²⁰http://www.mckinsey.com/insights/business_technology/disruptive_technologies

²¹<http://itm.ranepa.ru/node/566>

- [21] *Deng J., Guo J., Xue N., Zafeiriou S.* Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition // In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, pp. 4690–4699.
- [22] *Brown T.B. et al.* Language models are few-shot learners / /arXiv preprint 2005.14165, 2020.

Artificial intelligence: problems and prospects
Kudryavtsev V.B., Kozlov V.N., Ryjov A.P.,
Mazurenko I.L., Bokov G.V., Petyushko A.A.

In this article we present the results of a discussion on the problems and prospects of artificial intelligence, held at the Chair of Mathematical Theory of Intelligent Systems on October 14, 2020. The topic of the discussion goes back to the classic works of Alan Turing “Can machines think?” and John von Neumann “The Computer and the Brain”, which emerged at the dawn of Cybernetics as a science. Since then, the discussion on the topic “Can machines think?” appeared and faded, but they did not bring much clarity in the understanding of this issue. In recent years, due to the development of the technological base of computing systems, the topic has become relevant again. Together with the scientific base developed in the theory of artificial intelligence and applications in this area, a lot of speculative works have emerged that are ready to declare any device with trivial algorithmic additions “an artificial intelligence system”. This paper attempts to separate the wheat from the chaff by presenting several points of view on this issue.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, neural networks.