



Банк России

Центральный банк Российской Федерации



№ 5

18.11.2016 – 31.01.2017

**ОБЗОР РЕГУЛИРОВАНИЯ
ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ**

Москва

СОДЕРЖАНИЕ

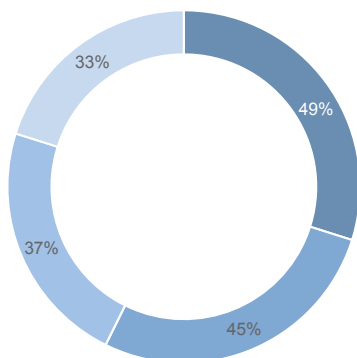
I. ТЕМА НОМЕРА	12
Искусственный интеллект в финансовом секторе.....	12
II. РЕГУЛЯТОРНЫЕ НОВАЦИИ	22
«Фонды ангелов» получили более либеральные условия для инвестиций в Индии	
В целях облегчения сбора средств для стартапов Совет по ценным бумагам и биржам Индии (SEBI) либерализовал нормы, регулирующие фонды альтернативных инвестиций в части деятельности «фондов ангелов». Расширены также возможности для иностранных портфельных инвесторов в части вложений в непрошедшие листинг неконвертируемые корпоративные облигации и секьюритизированные долговые инструменты государственных или частных компаний, соответствующие требованиям руководящих принципов Министерства по корпоративным вопросам Индии (MCA).....	22
Японский регулятор (FSA) обнародовал стратегические приоритеты развития на 2016–2017 годы	
Для повышения национального благосостояния и обеспечения устойчивого роста национальной экономики японское Агентство финансовых услуг (FSA) запланировало реформировать подходы к надзорной деятельности; трансформировать денежные потоки фондов и способствовать аккумуляции активов домохозяйств; оказывать поддержку финансовым компаниям в процессе изменения их бизнес-моделей. Консультативная группа по определению направлений повышения эффективности регулирования и надзора выработала новые подходы к надзорной деятельности: переход от формы к сути; переход от ретроспективного к проспективному надзору; переход от рассмотрения отдельных элементов к целостному представлению	22
В Китае вступил в силу закон об оценке активов	
В Китае принят первый закон, направленный на регулирование деятельности оценщиков. Согласно закону оценщик должен быть учрежден в форме партнерства или акционерного общества и иметь профессиональных сотрудников	23
Швейцарская служба по надзору за финансовыми рынками (FINMA) завершила процесс пересмотра регулирования страхового рынка	
В рамках завершения процесса по снижению объема регуляторных актов в области страхового рынка FINMA опубликовала последний пакет нормативных документов. Циркуляры включают в себя основные изменения в следующих областях: практика бизнес-планирования, принципы корпоративного управления и контроля, надзор за платежеспособностью и требования к отчетности, процесс и механизм назначения представителя для осуществления актуарной деятельности в страховой компании.....	23
Комиссия по ценным бумагам и инвестициям Австралии (ASIC) создала «регуляторную песочницу» для нелицензированных компаний, использующих финансовые технологии	
Австралийский регулятор запустил уникальную «регуляторную песочницу», в рамках которой компании, не имеющие лицензии на оказание финансовых и/или кредитных услуг и использующие в своей деятельности финансовые технологии, получили возможность после простого уведомления регулирующего органа приступить к тестированию своих продуктов без подачи индивидуальной заявки регулятору. Уникальность такой модели состоит в отказе ASIC от создания отдельных песочниц для каждого проекта. Срок участия в тестировании не может превышать 12 месяцев.....	24
Китай обнародовал приоритеты экономической политики на 2017 год	
В качестве приоритетного направления развития в 2017 году Китай определил стремление к прогрессу при сохранении стабильности. На макроуровне планируется проводить актив-	

I. ТЕМА НОМЕРА



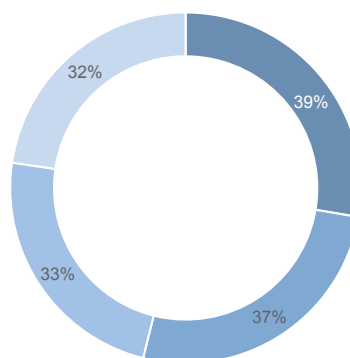
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ФИНАНСОВОМ СЕКТОРЕ

**ОБЛАСТИ ВНЕДРЕНИЯ ИИ
В БЛИЖАЙШИЕ 3 ГОДА
В ФИНАНСОВЫХ ИНСТИТУТАХ**



- Анализ рисков
- Финансовый анализ / исследования
- Управление портфелем
- Трейдинг

**ОСНОВНЫЕ БАРЬЕРЫ
ВНЕДРЕНИЯ
В ФИНАНСОВЫХ ИНСТИТУТАХ**



- Стоимость
- Поддержка руководства
- Соответствие политикам безопасности
- Наличие компетенций на рынке

Источник: Baker & McKinsey, *Ghosts in the Machine*, 2016 [1].

Предпосылки использования

Ряд экономических теорий, созданных в 1950-х годах, основан на допущении рационального поведения участников рынка. Примерно в то же время Герберт Саймон сформулировал абсолютный предел рационального поведения, определяемый тремя факторами: вычислительная сложность проблемы, ограничения разума и максимальное время, за которое необходимо принять решение. Из наличия предела рациональности (как задачи максимизации личного интереса) следует, что участники рынка вместо принятия абсолютно рациональных решений находят компромисс между достаточностью и собственной удовлетворенностью результатом (в англоязычной литературе используется термин *satisficing*).

Качество «достаточно хорошего» решения в значительной степени определяется тем, насколько методы и механизмы поиска решения соотносятся со сложностью проблемы. В случаях, когда поиск решения производится человеком, в расчет вступают когнитивные ограничения и особенности человеческого разума: так, в число очевидных ограничений разума входят скорость и точность обработки информации.

Помимо ограничения вычислительных мощностей и непреднамеренных ошибок в расчетах, человеческий разум обладает рядом конструктивных особенностей, негативно влияющих на поведение в ситуациях неопределенности. В поведенческой экономике эти особенности называются когнитивными искажениями. Классическим примером влияния таких искажений на поведение участников рынка является изменение позиции трейдера во время торгов [2].

До начала торгов участник эксперимента считает, что стоит максимально рано продавать инструмент, который падает в цене, чтобы минимизировать потери, и выждать дальнейший рост по позиции, растущей в цене, чтобы максимизировать возврат. При этом на бирже возникает обратная ситуация: во время падения цены у трейдера возникает внутренний диалог – человек колеблется перед продажей падающего в цене инструмента из-за нежелания признавать ошибочность покупки и убеждает себя в том, что тренд скоро изменится. Пока

трейдер сомневается, цена ошибки увеличивается. В ситуации, когда выбор бумаги удачный, трейдер видит рост цены и вместо выжидания наиболее выгодной цены начинает продавать в начале роста, потому что потребность в вознаграждении за правильный выбор подталкивает его к преждевременной продаже. Поведение трейдера на рынке может не соответствовать его намерениям, так как **влияние когнитивных искажений на поведение человека может полностью нивелировать наличие развитого интеллекта.**

В случае принятия решения человеком объективно ограниченная рациональность любого интеллекта дополнительно сужается вычислительными мощностями мозга и когнитивными искажениями. В такой ситуации приходит на помощь способность человека проектировать интеллектуальные системы, которым можно делегировать часть работы.

Краткая история искусственного интеллекта

Наиболее ранними формами искусственного интеллекта были искусственные нейронные сети, созданные в 1940-х годах для моделирования процессов обучения живых организмов. Вдохновением для их создания послужил мозг животных. Несмотря на то, что такие сети иногда используются для изучения функций мозга, в целом они не являются точной моделью своего биологического прототипа.

Фокус сообщества исследователей ИИ на нейросетях был мотивирован двумя аспектами. Во-первых, так как мозг является примером самой развитой интеллектуальной системы, для построения искусственных интеллектуальных систем необходимо воссоздать реализованные в нем принципы организации вычислений. Во-вторых, выполненное в нейросетях машинное обучение может быть полезным для лучшего понимания механизмов, лежащих в основе человеческого интеллекта.

В 1940-х годах были созданы линейные модели нейронов вида $f(x, w) = x_1w_1 + \dots + x_nw_n$, которые отображали набор входных параметров x_1, \dots, x_n на один выходной параметр с помощью весов w_1, \dots, w_n . Такие модели могли быть использованы для классификации вход-

ных данных, при этом веса в них настраивались оператором [3]. Затем появились «перцептроны» [4], которые могли обучаться весам с помощью методов локальной оптимизации.

В 1969 году Марвин Минский и Сеймур Паперт опубликовали книгу с критикой перцептронов [5], в процессе обсуждения которой научное сообщество пришло к осознанию ряда ограничений нейросетей. Например, линейные модели нейронов не могут обучаться функциям, где вес входного параметра должен меняться в зависимости от значений других входных параметров. Элементарным примером такой функции является «исключающее ИЛИ» (XOR) в математической логике: веса переменных в модели зависят от того, отличаются ли их значения. В действительности это ограничение является ложным, так как можно добиться обучаемости XOR путем повышения размерности линейной модели во внутреннем слое перцептрона (2 переменных + признак разницы в их значениях). Тем не менее данная ошибка попала в ряд учебников и до сих пор встречается в литературе по машинному обучению [6]. Подобные недоразумения привели к временному упадку в области исследования нейросетей.

В начале 1980-х годов было популярно изучение символического мышления. Построенные на этих принципах экспертные системы не обладают возможностью обучения, так как применяют готовые знания механически и требуют большого количества ручного труда. На фоне ограничений символических вычислений возникла вторая волна интереса к нейронным сетям – коннекционизм. В основе этого подхода лежит предположение о возможности достижения интеллектуального поведения через взаимодействие примитивных вычислительных единиц, не обладающих интеллектом.

Второй значимой идеей коннекционизма является распределенное представление: один входной параметр можно представлять несколькими вычислительными единицами, при этом одна и та же вычислительная единица может участвовать в описании нескольких входных параметров. Такое представление позволяет компактно «упаковывать» множество свойств изучаемого объекта с помощью относительно небольшого количества вычислительных единиц.

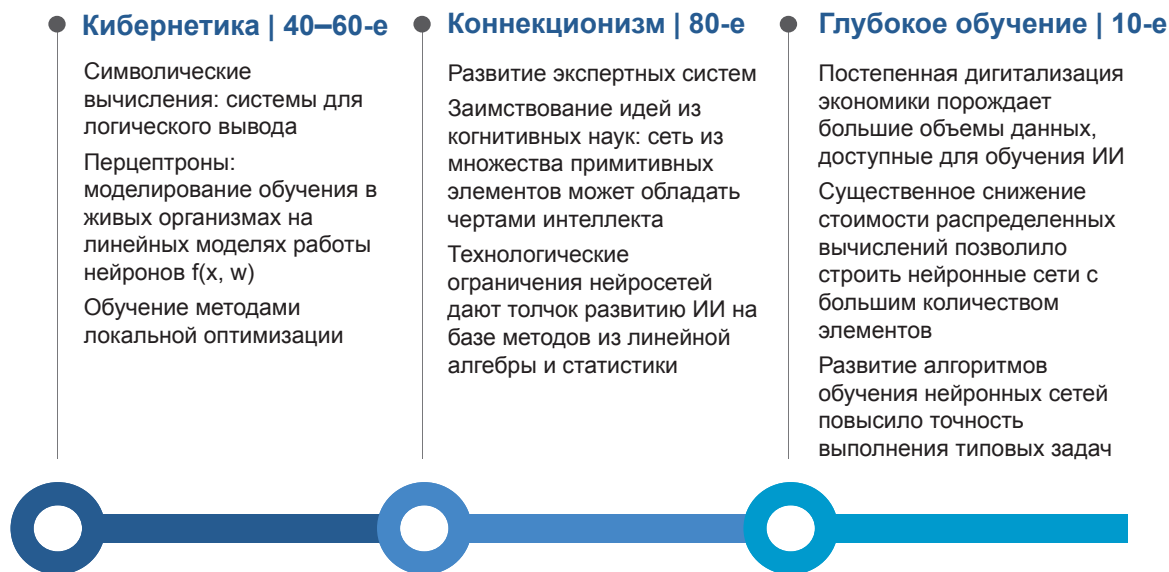
Третья значимая идиома 1980-х годов: глубокая нейронная сеть, в которой выделяются слои для построения нескольких уровней абстракции [7]. Другим достижением этого периода является алгоритм обратного распространения ошибки [8], при котором ошибки работы сети распространяются от выходов к входам. Варианты данного алгоритма используются в обучающих моделях по настоящее время.

На вычислительных мощностях, доступных в 1990-х годах, нейронные сети работали сравнительно медленно. В это время появилось множество стартапов, которые строили ИИ на базе нейросетей и привлекали инвестиции нереалистичными обещаниями. Впоследствии значительное число таких стартапов не оправдало ожидания инвесторов, что сформировало негативное отношение к технологии. Параллельно научное сообщество нашло эффективную замену нейросетям, основанную на работе с векторами свойств изучаемого объекта в многомерном пространстве (метод опорных векторов). Провал перегретых стартапов и сравнительная эффективность машинного обучения на базе математических методов послужили причиной второго периода упадка в области традиционного ИИ.

До недавнего времени емкости искусственных нейронных сетей на дорогих распределенных кластерах не превышали емкость нейросетей в мозге обыкновенной мыши, что существенно ограничивало практическое использование технологии [6]. В 2000-х годах стоимость распределенных вычислений существенно снизилась, а нейросети достигли уровня, сопоставимого с мозгом животных. Постепенная дигитализация экономики обеспечила появление больших объемов данных, которые можно было использовать для обучения моделей. В 2006 году был найден эффективный алгоритм обучения многослойных (глубоких) нейронных сетей, благодаря которому уже в 2016 году перцептроны стали решать ряд прикладных задач значительно лучше своих конкурентов [9]. Таким образом, дигитализация экономики, снижение стоимости вычислительных мощностей и совершенствование методов обучения высвободили потенциал технологии, основы которой были заложены более 60 лет назад.

Рисунок 1

Этапы развития искусственного интеллекта



Основные черты

Построение логического вывода относительно сложно для человека, при этом легко и безошибочно выполняется компьютерами. Зрение, распознавание речи и ориентация в пространстве легко даются человеку, при этом трудно реализуемы на машинах из-за вычислительной сложности и необходимости спроектировать успешный алгоритм обучения. Задачи оптимизации, классификации и кластеризации большого массива цифровых данных недоступны человеку из-за конструктивных ограничений мозга, в свою очередь, успешность их решения на компьютерах также зависит от наличия адекватных вычислительных мощностей и алгоритмов обучения.

На ранних этапах развития искусственного интеллекта ученые сосредоточили свои усилия на создании ИИ для задач, поддающихся описанию языком алгоритмов и математической логики (рис. 3, Логические системы). Работа дала впечатляющие результаты, так как машины научились решать логические задачи и играть в шахматы лучше человека, но за пределами формальных систем подход оказался крайне ограниченным из-за необходимости представить все знания о предметной области в виде формального описания. В случае инве-

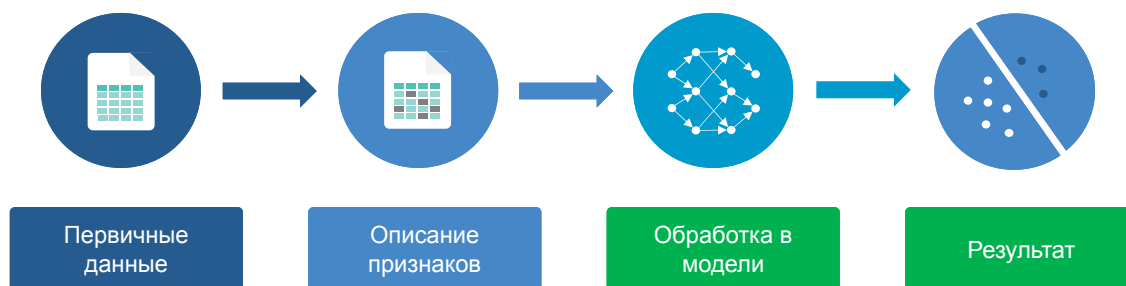
стиционной деятельности или медицины это практически невозможно, так как человеческий интеллект в значительной степени опирается на неявные знания, которые встроены в его нейросети и невыразимы средствами формальных языков.

Так как неявные знания незаменимы в большинстве областей человеческой деятельности, научное сообщество сконцентрировалось на подходах к реализации к ИИ, позволяющих обрабатывать информацию без предварительной формализации правил. **Способность компьютеров извлекать из данных неявные знания называется машинным обучением [6].**

Простейшим примером извлечения неявных знаний из данных является логистическая регрессия из математической статистики, которая может предсказать вероятность события, например дефолта по кредиту или осложнения при лечении пациента (рис. 3, Классическое машинное обучение). Аналогично системам логического вывода в машинном обучении модель формирует новый факт из заранее подготовленных данных (рис. 2). Вместо жестких правил, существующих в системах логического вывода, алгоритм машинного обучения оперирует неявными взаимосвязями, что позволяет обучаться на новых данных без ручной кодификации знаний. Особенностью такой модели является не-

Рисунок 2

Типовые этапы обработки данных в машинном обучении



обходимость вспомогательного представления данных, которое называется описанием признаков.

В ходе подготовки описания признаков выявляются факторы, влияющие на наблюдаемый феномен, аналогом признаков в статистике и физике являются независимые переменные. Признак необязательно заранее известен наблюдателю: в физике это может быть незафиксированная приборами частица или сила, в анализе экономических данных вместо заранее известного атрибута (возраст и образование заемщика) это может абстракция, которой не существует в документах или модели данных. **Признак является абстракцией поверх первичных данных, предназначенной для извлечения новых знаний об изучаемом феномене.** Из-за сложности поиска оптимальных признаков на практике классическое машинное обучение сводится к инженерии признаков (feature engineering).

Следующим этапом развития машинного обучения является технология, в которой автоматизировано не только выявление закономерностей в модели, но и описание признаков. Такой подход называется обучением признакам (representation learning) (рис. 3). Достоинство данного метода не только в самой автоматизации – обучение признакам может находить более эффективное представление данных для обучения, чем человек в ручном режиме. Типичным примером обучения признакам является автокодировщик, представляющий собой пару из кодера, который преобразует данные из внешнего формата во внутреннее представление, и декодера, производящего обратное преобразование. Автокодировщики предназначены для получения удобного представле-

ния данных с минимальной потерей информации, в частности они используются в качестве «строительных лесов» для более сложных нейросетей.

Для реализации компьютерного зрения и решения задач оптимизации на больших цифровых данных необходимо обеспечить компьютеры возможностью обучаться на собственном опыте и воспринимать мир через иерархию концептов, где из простых понятий складываются более сложные, от понятий уровня первичных данных до абстрактных категорий, интересующих потребителя. Реализовать переход от первичных данных к абстрактным категориям может быть очень сложно, на примере компьютерного зрения это означает переход от массива пикселей к чертам лица.

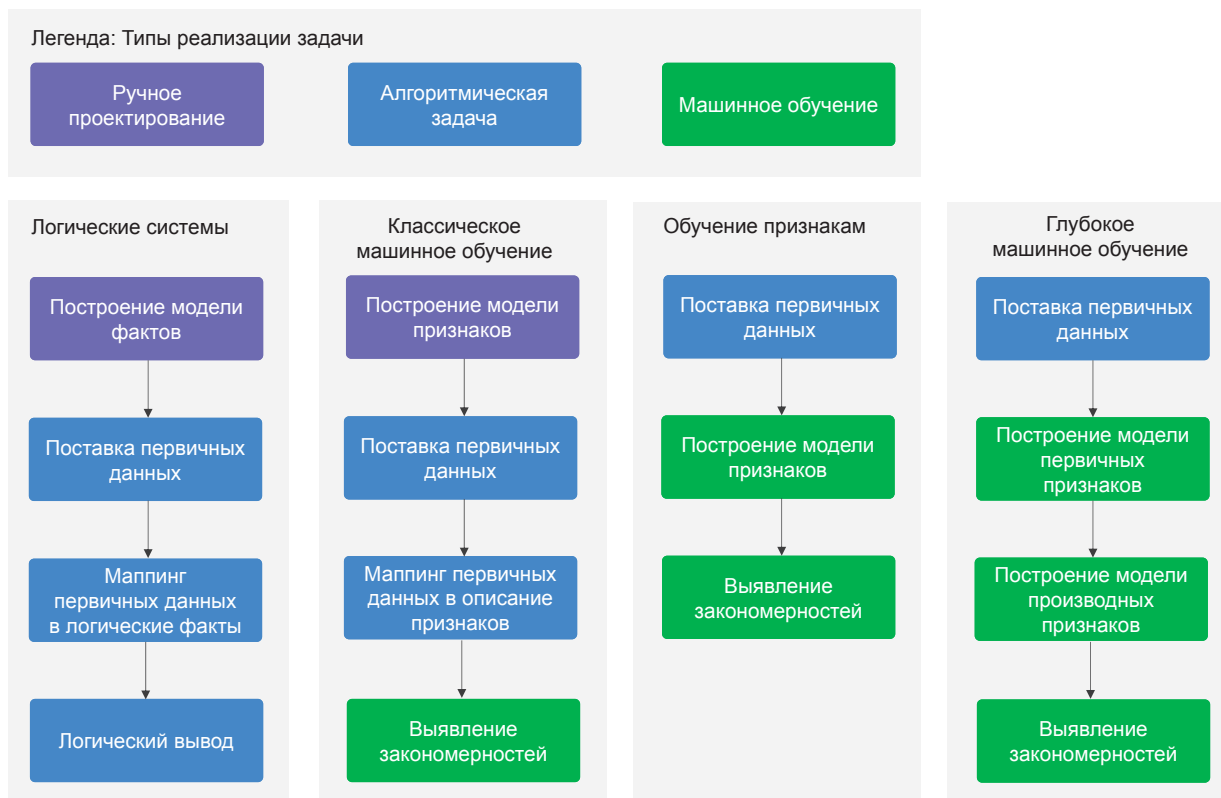
Для решения подобных задач используется следующий этап эволюции ИИ – глубокое обучение, которое позволяет строить несколько уровней абстракции и переходить от простого к сложному постепенно. На примере распознавания лиц возможными уровнями абстракции могут быть: массив пикселей, границы освещенности, контуры, черты лица.

Нейрофизиология постепенно раскрывает принципы работы мозга, которые можно заимствовать для проектирования искусственного интеллекта. Например, в 2000 году ученым удалось использовать слуховой центр в мозге млекопитающего для зрения, подключив его к зрительному нерву [10]. Этот опыт показывает, что мозг использует универсальный алгоритм обучения, позволяющий специализировать нейросеть под прикладную задачу в оперативном режиме.

Искусственный интеллект заимствует из нейрофизиологии несколько архитектурных

Рисунок 3

Сравнение подходов к искусственному интеллекту



принципов, на которых строится органический интеллект:

- свойства интеллекта возникают в результате взаимодействия примитивных элементов, не обладающих подобными свойствами (распределенные вычисления);
- для обучения сложным категориям необходимо выделение нескольких уровней абстракции, на каждом из которых выделенный участок нейросети решает одну узкую задачу (абстракция);
- сочетание глубокой нейросети с универсальным алгоритмом обучения можно выделить в универсальный блок, который затем адаптируется под различные функциональные задачи (переиспользование).

Принципы организации биологического разума задают ориентиры для создания искусственного интеллекта, при этом спектр механизмов конкретной реализации включает в себя методы линейной алгебры и математической статистики. Свобода реализации искусственного интеллекта любыми доступными алгоритмами позволяет исполь-

зовать сильные стороны компьютеров: можно заимствовать методы прикладной математики и развернуть высокопроизводительную интеллектуальную систему для массивно-параллельных расчетов на любой аппаратуре, включая видеокарту на персональном компьютере.

Области применения

Искусственный интеллект уже давно применяется для выявления мошенничества в банках, на данном этапе развития некоторые банки запускают программы для повсеместного использования ИИ, в том числе для обнаружения аномалий в поведении клиентов и собственных сотрудников. Крупные финансовые институты начали пилотировать применение искусственного интеллекта для обнаружения недобросовестных практик в торговле на фондовых рынках.

Постепенно формируется ожидание активного использования машинного обучения в управлении кредитными рисками. С помощью данной технологии можно автоматизировать

значительную степень труда андеррайтера, особенно на насыщенном данными розничном рынке. При этом полная роботизация андеррайтинга необязательна: возможны сценарии концентрации имеющихся ресурсов на анализе результатов работы ИИ, подготовке предложений по доработке кредитных продуктов и активном исследовании в случае недостатка данных, как это бывает в андеррайтинге корпоративных кредитов [11].

Другой традиционной областью применения искусственного интеллекта в финансовом секторе является трейдинг. Трейдинг с использованием ИИ является субдисциплиной более широкой области роботизации – систематического трейдинга, который включает в себя алгоритмическую и высокочастотную торговлю. До недавнего времени потенциал искусственного интеллекта в этой области сдерживался технологическими факторами, которые были преодолены благодаря дигитализации и наличию дешевых распределенных вычислений.

Классические торговые роботы построены на жестких правилах, благодаря чему фактически являются аналогами логических систем 1980-х годов. Последняя волна развития ИИ позволяет ожидать некоторый процент замещения алгоритмических трейдеров на более продвинутое поколение, способное обучаться на собственном опыте. С учетом доступных вычислительных мощностей, алгоритмов обучения и огромного потока данных в настоящее время существует технологическая возможность строить торговых роботов, которые вырабатывают новые знания, предсказывают ближайшее развитие событий и адаптируются к своему прогнозу в режиме, приближенном к реальному времени.

Также во время третьей волны популярности ИИ будет развиваться применение машинного обучения в интересах розничного клиента, примером которого может служить роботизация контакт-центров или применение робо-эдвайзеров в управлении частным капиталом. Роботизация взаимодействия с клиентом может существенно снизить издержки, что в ряде случаев приведет к коммодитизации услуг, ранее доступных только обеспеченным клиентам.

Аспекты применения

Взаимодействие человека и машины

Развитые формы искусственного интеллекта представляют собой уникальное сочетание качеств органического разума и инженерной системы со своими достоинствами и недостатками, которые влияют на применение этих технологий. С точки зрения роботизации, обучаемая машина может выступать агентом бенефициара, обладающим способностью выдавать качественное субъективное суждение на большом объеме данных без эмоциональной окраски и конфликта интересов.

Так как искусственный интеллект является технологией, ее применение человеком также подвержено когнитивным искажениям: создатель системы может допустить ошибку при разработке ПО или исказить процесс обучения неточным представлением о наблюдаемом феномене. В данном случае пользователь может ошибочно довериться системе, которая принимает неоптимальные решения от его лица.

С другой стороны, потенциальная польза от роботизации принятия решений может быть нивелирована пользователями системы, так как на их поведение может влиять еще одно когнитивное искажение – потребность в чувстве контроля. Человек боится того, чего не понимает. Если ИИ обладает неявными знаниями, которые нельзя передать пользователю посредством простых правил, то в любой точке принятия решения пользователь может отклониться от непонятного ему, тем не менее оптимального предложения машины и считать это «переходом из автопилота в ручной режим». Наиболее подверженными сакрализации человеческого интеллекта будут высокооплачиваемые профессии: топ-менеджеры, инвестиционные аналитики и портфельные менеджеры.

В отношениях потребителя, робота и его производителя все стороны субъективны, так как их поведение определяется неявными знаниями, полученными в ходе обучения. **В случае неудовлетворенности результатами работы ИИ у пользователя нет объективного способа локализовать причину, которая может**

крыться в искусственном интеллекте, ошибке производителя или самого пользователя. Для гармонизации отношений потребителя и производителя ИИ необходимы механизмы обеспечения доверия. Одним из возможных вариантов является сертификация робота перед выпуском на рынок с помощью промышленного стандарта, разработанного консорциумом. С момента приобретения прав пользования отношения потребителя и производителя могут регулироваться лицензиями на ПО, учитывающими специфику применения ИИ.

Организационные факторы

Успешность функции, которая автоматизируется с помощью искусственного интеллекта, во многом зависит от степени ее согласованности со смежными функциями в организации. Например, внутри типичного институционального инвестора можно встретить три взаимосвязанных функции: аналитика, управление портфелем и трейдинг. Каждую из них можно автоматизировать по отдельности, в том числе с помощью искусственного интеллекта. При этом каждая функция имеет свои особенности и оперирует набором данных, который не 100-процентно отличается от других двух функций, не совпадает с ними полностью, а неким образом пересекается.

В подобной ситуации существует риск того, что смежные функции будут искать оптимальные решения на различных версиях данных об одном и том же наборе финансовых инструментов, что будет сказываться на конечном результате неочевидным образом. Одним из ключевых факторов успеха является обеспечение единого информационного пространства для выполнения смежных функций в бизнес-процессе.

Следующим фактором успешного применения ИИ является согласованность показателей эффективности смежных функций. Аналитик, портфельный менеджер и трейдер могут находиться в едином информационном пространстве и при этом эффективно, с помощью искусственного интеллекта, решать противоречащие друг другу задачи. Например, портфельный менеджер может разработать корзину: дериватив из нескольких инструментов, где свойства дериватива складываются из ряда предполо-

жений о свойствах каждого элемента. Такими предположениями могут быть оценки соотношения риска к возврату и анализ транзакционных издержек (ТСА).

В свою очередь трейдер может искать оптимум исходя из соображений параллельного обслуживания двух корзин, где есть похожие инструменты, или применять один и тот же торговый алгоритм к инструментам внутри одной корзины. При этом с точки зрения корзины отдельно взятый инструмент играет свою роль и требует дифференцированного подхода, оптимизирующего ожидания на уровне корзины. Без однозначного механизма трансляции показателей эффективности уровня портфеля в показатели эффективности трейдера трейдер будет вести торги таким образом, который будет неоптимальным на уровне портфеля [12]. **Если входные данные или показатели эффективности смежных функций рассогласованы, каждая из них ищет свой локальный оптимум, то глобальный оптимум по всему бизнес-процессу не достигается.** Таким образом, эффективность применения ИИ для роботизации частной функции определяется уровнем согласованности функции с остальными этапами бизнес-процесса.

Отдельного внимания заслуживает адекватность технологии насущным проблемам организации. Например, предприятия с большим портфелем розничных клиентов часто инвестируют в модернизацию контакт-центра для обработки большой нагрузки. При расчетах эффективности капитальных затрат на такие проекты часто может не проводиться анализ основных причин высокой нагрузки: это может быть неудовлетворенность качеством сервиса в отделениях, ошибки в начислении комиссий по пакетам услуг, попытки узнать статус рассмотрения заявок, по которым нарушены контрольные сроки. **Если в организации есть точки отказа, которые постоянно генерируют каскад работ по исправлению ошибок, практическая польза от роботизации исправления ошибок может оказаться ограниченной.**

По мнению 40% респондентов опроса Euromoney [1], внедрение ИИ негативно повлияет на рабочие места и социальное благосостояние. В целом мнение экспертов варьируется от умеренного влияния внедрения ИИ до пол-

номасштабной замены сотрудников роботами. Как всякий технологический прогресс, повсеместное внедрение ИИ приведет к возможности перераспределения задач между машинами и людьми, что в одних компаниях будет приводить к высвобождению человеческого ресурса для новых задач, в то время как другие компании будут использовать этот фактор для сокращения издержек.

Фактический эффект от использования ИИ будет зависеть от наличия предпосылок для успешного внедрения в конкретном регионе, секторе экономики и конкретных компаниях. С учетом богатой истории ИИ за последние 70 лет сложно предугадать масштаб влияния третьей волны популярности этой технологии: как и прежде, перегрев очередной волны стартапов, новые ограничения технологии и громкие инциденты могут сыграть дурную шутку с перспективной технологией. Так или иначе, **третья волна популярности ИИ оказывает значительное влияние на практику анализа данных, поэтому требования к сотрудникам, работа которых связана с аналитикой, будут постепенно дополняться компетенциями в области машинного обучения.**

Регулирование

Робот является субъектом деятельности, но при этом не становится субъектом права. В случае неудовлетворенности пользователя или возникновения инцидентов возникает вопрос распределения ответственности между производителем и потребителем, который должен быть адресован в нормативной базе. Одним из первых шагов к регулированию отношений потребителя и производителя ИИ может быть создание консорциума, выпускающего специализированные лицензии для ПО с применением искусственного интеллекта, а также развивающего методологическое и инструментальное обеспечение валидации обучающихся моделей.

Развитые формы машинного обучения, способные эффективно решать прикладные задачи, представляют собой интеллектуальную собственность, которую сложно переоценить – в ближайшем будущем ИИ может стать одним из основных факторов конкурентоспособности на финансовых рынках. В случае если

на применение искусственного интеллекта будут распространяться практики, аналогичные валидации скоринговых моделей в банковском секторе, возникнет болезненный вопрос защиты интеллектуальной собственности.

Американский регулятор CFTC (Commodity Futures Trading Commission) продвигает закон, подразумевающий раскрытие алгоритмов регулятору (Regulation of Automated Trading, REGAT), в такой же парадигме написан европейский закон MiFID (Markets in Financial Instruments Directive) [1]. Полное раскрытие исходных кодов и алгоритмов создает неограниченные возможности для регулятора, при этом обременяет поднадзорных и регулятора процедурой передачи знаний о внутреннем устройстве моделей. Уязвимости в процедуре передачи или хранения алгоритмов на стороне регулятора будут крайне привлекательны для кибератак с целью промышленного шпионажа, следствием которых может стать потеря участниками рынка конкурентного преимущества. Помимо прочего, несбалансированный подход к регулированию наукоемкой деятельности может создать предпосылки для «утечки» перспективных стартапов в более дружелюбный регуляторный климат.

В этой связи необходимо наличие нормативной базы, определяющей, какие части системы на базе ИИ должны быть видимы каждому из участников. **Одним из ключевых факторов прозрачности во взаимодействии потребителя, производителя и регулятора является наличие стандартного инструментария для валидации систем на базе ИИ.** Такой инструментарий должен будет удовлетворять нужды регулятора, при этом оставляя достаточную степень свободы для защиты интеллектуальной собственности производителя ПО и владельца обучающейся модели.

Перед проработкой конкретных подходов к регулированию важно определить общее позиционирование роли регулятора в развитии финансовых систем на базе ИИ. Вовлеченность регулятора может варьироваться от публикации рекомендаций и спонсирования программ повышения грамотности до активного развития гетерогенных финансовых рынков, где, аналогично авиации, часть «полетов» будет проводиться в беспилотном режиме.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. 'The Ghosts in the Machine': Managing technology risk // Baker & McKinsey. 2016. No. 1.

2. Carver R. Systematic Trading: A Unique New Method for Designing Trading and Investing Systems. Harriman House Limited, 2015. 552 p.

3. McCulloch W. S., Pitts W. H. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity // Bulletin of Mathematical Biophysics. 1943. Vol. 5.

4. Rosenblatt F. The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain // Psychological Review. 1958. Vol. 65 (6).

5. Minsky M., Papert S. Perceptrons: an Introduction to Computational Geometry. Cambridge, MA: MIT Press, 1988. 292 p.

6. Goodfellow I., Bengio Yo. Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series). Cambridge, MA: MIT Press, 2016. 800 p.

7. Fukushima K. Neocognitron: A Self-organizing Neural Network Model for a Mechanism

of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position // Biological Cybernetics. 1980. Vol. 36.

8. Rumelart D., McClelland J. L. Parallel Distributed Processing: explorations in the microstructure of cognition. Cambridge, MA: MIT Press, 1999. 619 p.

9. Hinton G. E., Osindero S., The Y.-W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets // Neural Computation. 2006.

10. Von Melchner L., Pallas S. L., Sur M. Visual behavior mediated by retinal projections directed to the auditory pathway // Nature magazine. Vol. 404.

11. Financial Services Technology 2020 and Beyond: Embracing disruption // PwC: official website. URL: www.pwc.com/fstech2020

12. Berke L. Putting the Pieces Together: Portfolio Managers and Traders Unite! // Tabb Forum. URL: <http://tabbforum.com/opinions/putting-the-pieces-together-portfolio-managers-and-traders-unite>

[вернуться к содержанию](#)