

Искусственный интеллект: Научное содержание, тенденции, мнения и заблуждения

В.И. Городецкий (РАИИ) Vladim.gorodetsky@gmail.com



Содержание

- 1. Искусственный интеллект: Ретроспектива
- 2. Два лица искусственного интеллекта
- 3. Разные определения/описания/толкования ИИ: Имеют ли они смысл?
- 4. Предмет исследований и основные научные направления ИИ
- 5. Получение знаний
- 6. Представление знаний
- 7. Технологии использования знаний
- 8. Тренды в ИИ, проблемы, мнения, мифы и заблуждения
- 9. Заключение

1. Искусственный интеллект: Ретроспектива



Немного истории-Что говорили об ИИ его создатели?

1956 Дартмутский семинар. Зарождение ИИ как раздела кибернетики. Дж.

Маккарти, М. Минский, и др. -организаторы, специалисты-кибернетики.

Термин «искусственный интеллект» рассматривался ими как удачное название нового раздела кибернетики, как удачная метафора.

Тезис: «Мы предлагаем исследование искусственного интеллекта<...>, основано на предположении, что всякий аспект обучения или другое свойство интеллекта может, в принципе, быть точно описано, и машина сможет его симулировать...»

Дж. Маккарти: ИИ-исследователи вольны «использовать методы, которые не наблюдаются у людей, если это необходимо для решения конкретных проблем.

1957 Персептрон (Фрэнк Розенблатт, психолог и нейрофизиолог) как компьютерная модель восприятия информации мозгом, прототип современных нейросетей, положивший начало направлению в ИИ, которое называется коннекционизмом.

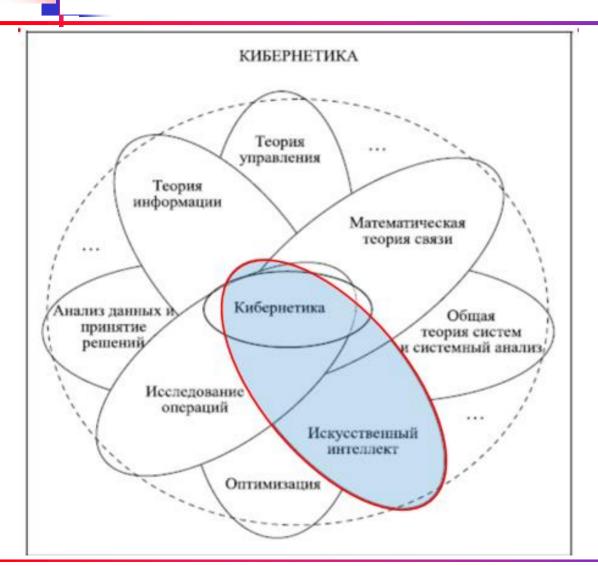
С тех пор ИИ – имеет два лица—кибернетическое, и биологическое. Исследователи в области нейробиологии, психологии, и философии сознания использовали термин «интеллект» как синоним термина «человеческий интеллект».

Причина большинства противоречий в трактовке существа науки под названием Искусственный интеллект состоит в том, что каждый пытается наделить этот термин смыслом, который он вкладывает в слово интеллект, хотя в составе термина слово искусственный интеллект — это слово есть просто метафорическое название, которое придумали его родоначальники.

(в английском языке короткие метафорические названия – это общепринятая норма, причём не только в научной среде)

2. Два лица искусственного интеллекта

«Кибернетическое лицо» искусственного интеллекта

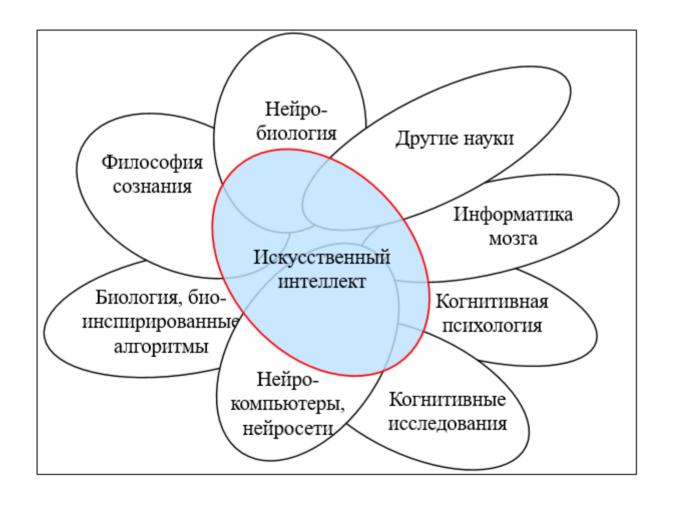


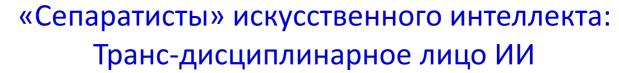
Д.А. Новиков. Кибернетика 2.0. ПРОБЛЕМЫ УПРАВЛЕНИ № 1, 2016, стр. 73 – 61

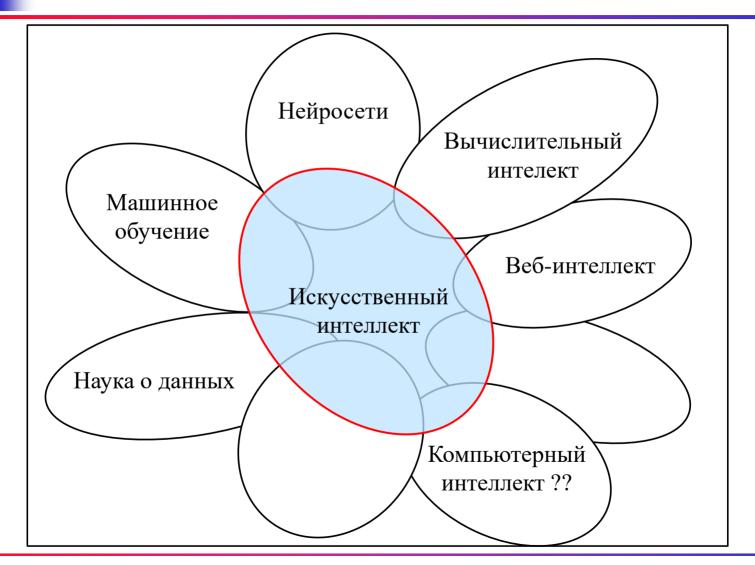
ИИ активно использует метод классических наук кибернетического кластера



«Биологическое лицо» искусственного интеллекта









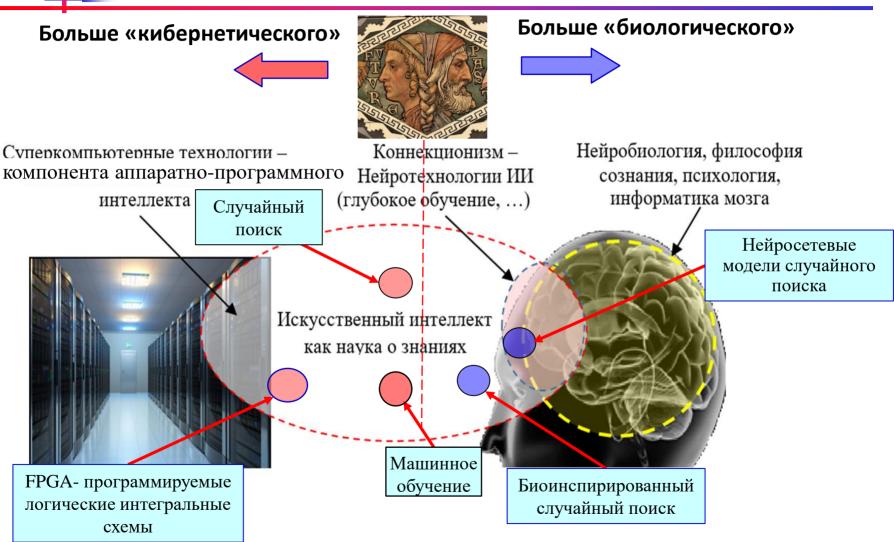
Особенности искусственного интеллекта как науки

Искусственный интеллект (ИИ) является *междисциплинарной наукой* — в нем используются результаты многих наук, например, практически весь спектр кибернетики, математики, статистики, компьютерных наук, коммуникаций, психологии, физиологии, биологии, нейробиологии, философии сознания, информатики мозга, социальных наук и др.

Вывод: Границы между наукой под названием «искусственный интеллект» и другими науками кибернетического и биологического кластеров и другими науками очень размыты и точно их определить невозможно. Этот факт также является источником разных оценок и толкования ИИ.



Кибернетическое и биологическое лица ИИ





Нейросети и когнитивные науки

Справа представлены исследования в области информатики мозга, нейробиологии и другие, которые иногда называют когнитивными науками.

К ним обычно относят также и нейросетевые модели, однако с этим можно согласиться с большой натяжкой, поскольку кроме общего слова «нейросеть», используемого в них в разных смыслах, их мало что объединяет. По крайней мере, модель сети глубокого обучения появилась (1980) не в результате какихто достижений в области изучения мозга человека, а в результате совершенствования нейросетевых моделей и механизмов обработки данных.

Реально нейросети глубокого обучения имеют мало общего с реальными нейросетями головного мозга. Однако, поскольку концепция нейросети мотивировалась изначально как попытка моделировать процессы головного мозга, то отнесение модели глубокого обучения к когнитивным наукам не вызывает особого возражения ни в среде специалистов ИИ, ни в среде специалистов когнитивных наук.

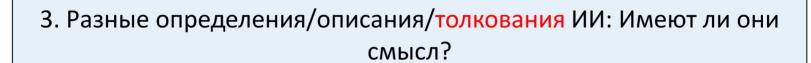


Суперкомпьютеры и аппаратный и программноаппаратный интеллект

К полярной, в некотором смысле, области ИИ как научного направления в информатике следует отнести аппаратно-программный интеллект (суперкомпьютеров), который очень далёк от когнитивных моделей и который акцентирует внимание на эффективной реализации вычислительных моделей ИИ с помощью программно- аппаратных реализаций и суперкомпьютеров.

Действительно, использование высокоскоростных компьютеров и программноаппаратных реализаций ИИ предоставляет новые технологические возможности по сравнению с вариантами программной реализации моделей ИИ на обычных компьютерах. Хорошо известно, что победы, одержанные шахматными программами и программами игры в Го над профессионалами, были бы невозможны без использования суперкомпьютеров. А эти достижения принято относить к достижениям ИИ.

Следует также отметить перспективу суперкомпьютерных технологий в обработке больших объёмов сырых данных, поскольку их последующая обработка для извлечения знаний и машинного обучения предъявляет уже значительно более слабые требования к мощности компьютера.





Примеры бизнес-ориентированных определений ИИ

"The ability of a digital computer or computer-controlled robot to perform tasks commonly associated with intelligent beings." — Britannica.

Это не определение, это некоторое мнение о том, что является продуктом технологий ИИ — оно ничего не говорит о том, что есть в ИИ специфического по сравнению с другими науками, что делает ИИ способным решать эти новые задачи — не о его научном содержании.

"In computer science, the term AI refers to any human-like intelligence exhibited by a computer, robot, or other machine. In popular usage, artificial intelligence refers to the ability of a computer or machine to mimic the capabilities of the human mind—learning from examples and experience, recognizing objects, understanding and responding to language, making decisions, solving problems—and combining these and other capabilities to perform functions a human might perform, such as greeting a hotel quest or driving a car." — IBM.

Это тоже описание задач, решаемых компьютером, которые можно отнести к ИИ.

Оба определения ориентируются на бизнес-восприятие ИИ. Но если даже перечисть все задачи, решаемые ИИ (хотя это и невозможно) и показать, что они по своей сути находятся на уровне, аналогичном в чем-то человеческому интеллекту, это нам ничего не скажет о том, как как строить системы ИИ, о его научном содержании.



Официальное определение ИИ в РФ (Утверждено в Стратегии развития ИИ в РФ)

«...Искусственный интеллект— комплекс технологических решений, имитирующий когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и позволяющий при выполнении задач достигать результаты, как минимум сопоставимые с результатами интеллектуальной деятельности человека...».

Это определение просто повторяет примерно то, что сказано в энциклопедии Britannica и в определении IBM, но с дополнением в виде настораживающего высказывания «поиск решений без заранее заданного алгоритма».

(Вопрос: А алгоритм построения такого алгоритма (это часть алгоритма решения задачи ИИ) тоже может быть не задан?)

Ещё одно определение ИИ уже от университетского сообщества:

"The design and development of computer systems that have the knowledge and skills required to perform the tasks which usually require human intelligence to undertake" – AlLab, https://www.ailab.com.au/resources/what-is-ai/

Это описание содержит новую информацию — оно упоминает понятие знаний и способностей, которыми должен обладать компьютер для решения задач ИИ.

Ещё одно описание понятия «искусственный интеллект»

Специалисты, использующие ИИ для разработки ИТ-приложений, чаще всего используют определение ИИ, цитируя 4-е издание учебника по ИИ, S. Russel, P. Norwig. "Artificial Intelligence. A Modern Approach", которое звучит так:

«We define AI as the study of agents that receive percepts from the environment and perform actions. Each such agent implements a function that maps percept sequences to actions, and we cover different ways to represent these functions».

Для специалиста в области ИИ это вроде бы понятное и вполне рабочее описание того, что такое ИИ и как он работает в приложениях. Правда, дотошный читатель будет выяснять и уточнять, что такое агент и что означает что он должен быть рациональным (о рациональности агента речь идёт в дальнейших пояснениях учебника), а что значит ограниченная рациональность и т.д.

В итоге вопросы остаются даже в тот момент, когда учебник прочитан до последней страницы и понят читателем.

Значит ли это, что все эти определения плохие? Нет, но это значит, что дать такое определение/описание невозможно, если хотя бы не указывать, с какой точки зрения предлагаемое описание рассматривает ИИ и для чего оно далее используется.

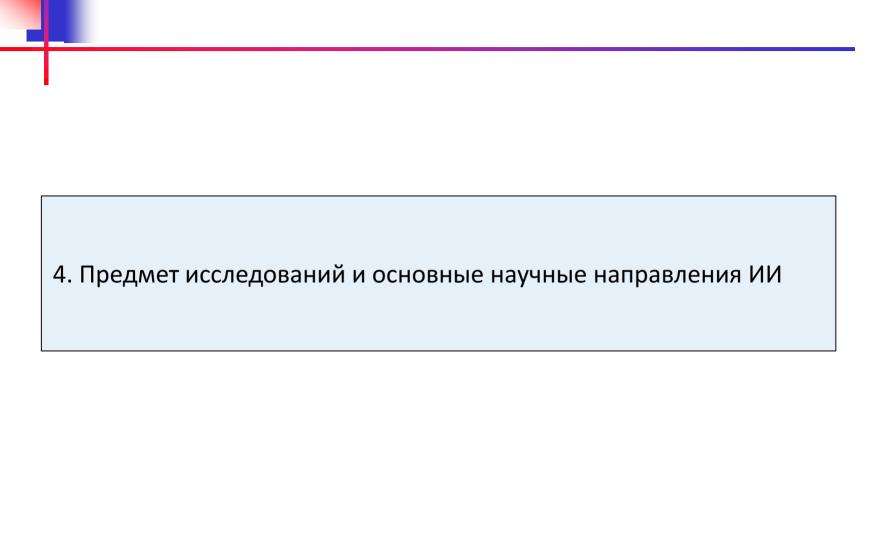


Что же такое ИИ как наука и каково его научное содержание?

Нас интересует описание/толкование ИИ с позиций его научного содержания — предметы/объекты исследований в области ИИ, основные научные направления исследований в этой науке, специфические методологии, методы и алгоритмы решения задач ИИ, специфические программные и аппаратные инструменты для поддержки процессов создания интеллектуальных приложений.

Именно это определяет возможности ИИ в его современном состоянии, а существующие тренды ориентированы на расширение этих возможностей в будущем.

Существо ИИ как науки состоит именно в этом, и далее именно об этом пойдёт речь.





Знания - предмет исследований в науке «Искусственный интеллект»

Системы искусственного интеллекта (ИИ) с самого начала называют (в академических кругах) также системами, основанными на знаниях.

Д.А. Поспелов. Становление информатики в России. //Очерки истории информатики в России. Под ред. Д.А. Поспелова и Я.И. Фета. ОИГГМ СО РАН 1998

ИИ — это «технологии решения задач, опирающиеся на идею использования знаний о предметной области.» (стр. 37).

Действительно, всем известно, что именно знания составляют ядро любой интеллектуальной системы, а свойства знаний (их объем, корректность, полнота и др.) и используемые методы работы со знаниями определяют потенциальные возможности конкретной интеллектуальной системы.

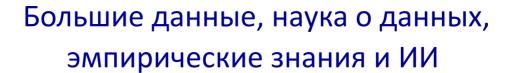
Но об этом говорилось почти 25 лет тому назад. А что говорят об этом сейчас?

А сейчас появились Большие данные, они изменили границы ИИ и других наук.

Большие данные вызвали сдвиг парадигмы научного исследования в ИИ, значительно повысив роль эмпирических знаний, получаемых из данных.

И это только усилило роль знаний в ИИ и роль ИИ как науки.

Эти знания оказались особенно востребованными в таких науках, в которых раньше интенсивное использование знаний не было традиционным.



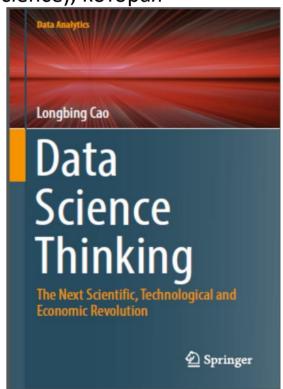
Более того, с появлением больших данных было осознано, что данные являются особым, специфическим объектом исследований, который ещё предстоит изучить и который нуждается в серьёзном внимании учёных.

Появилась новая наука, Наука о данных (англ. Data Science), которая

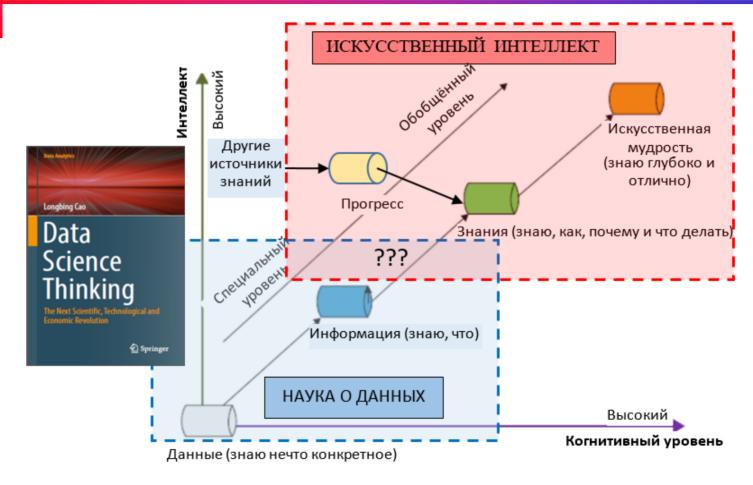
формирует постепенно свою тематику, методы, модели и алгоритмы, которые далеко не сводятся к методам извлечения знаний из данных и к машинному обучению, как об этом сейчас думает большинство специалистов ИИ.

Потенциал БД и роль науки о данных пока ещё до конца не осознан, и на пути этого осознания стоят новые, сложные проблемы, некоторые из которых ещё и не до конца поняты.

Но очевидный вывод состоит в том, что Большие данные существенно повышают ценность знаний как основного объекта исследования в ИИ.



Место и источники знаний в когнитивных процессах



Когнитивный прогресс процесса трансформации данных (от науки о данных к ИИ) данные \rightarrow информация \rightarrow знания \rightarrow мудрость



Знания - предмет исследований в науке «Искусственный интеллект»

Ключевая роль знаний в информационных технологиях ИИ состоит в том, что именно благодаря *использованию знаний* стало возможным эффективное решение многих вычислительных задач, которые являются задачами экспоненциальной сложности, и для которых любое кратное увеличение производительности вычислительных машин не в состоянии гарантировать получение оптимального решения за разумное время.

Хорошо известно, что человек успешно решает многие вычислительно сложные задачи с помощью когнитивных эвристик. Механизм принятия решений на основе правил является одним из самых распространённых механизмов решения задач ИИ. И механизм принятия решений на основе правил является аналогом когнитивных эвристик человека. Многие вычислительно сложные переборные задачи успешно решаются с использованием знаний и принципа ограниченной рациональности, который ориентирует исследователя на поиск «хороших» решений вместо оптимальных, но за разумное или заданное время.

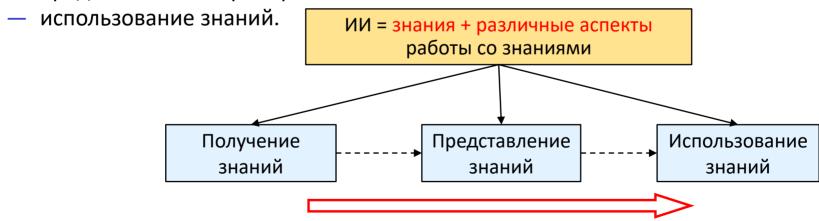
Три кита искусственного интеллекта

ИИ — это раздел информатики, суть которого «представление знаний, вывод на знаниях, обучение, экспертные системы и т. п.»

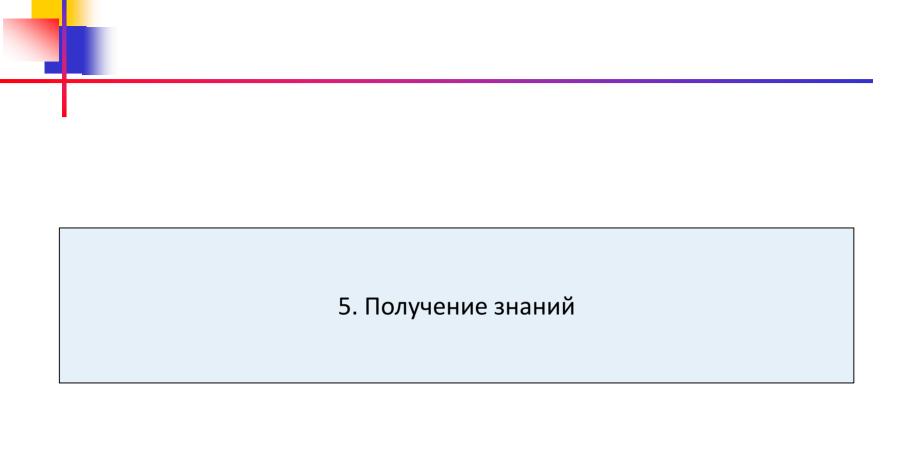
/// Очерки истории информатики в России. Редакторы-составители Д.А. Поспелов, Я.И. Фет. Научно-издательский центр ОИГГМ СО РАН 1998. стр. 7//

Анализ литературы в области ИИ подтверждает это — основные исследования и разработки в ИИ концентрируются вокруг трёх проблем работы со знаниями, а именно:

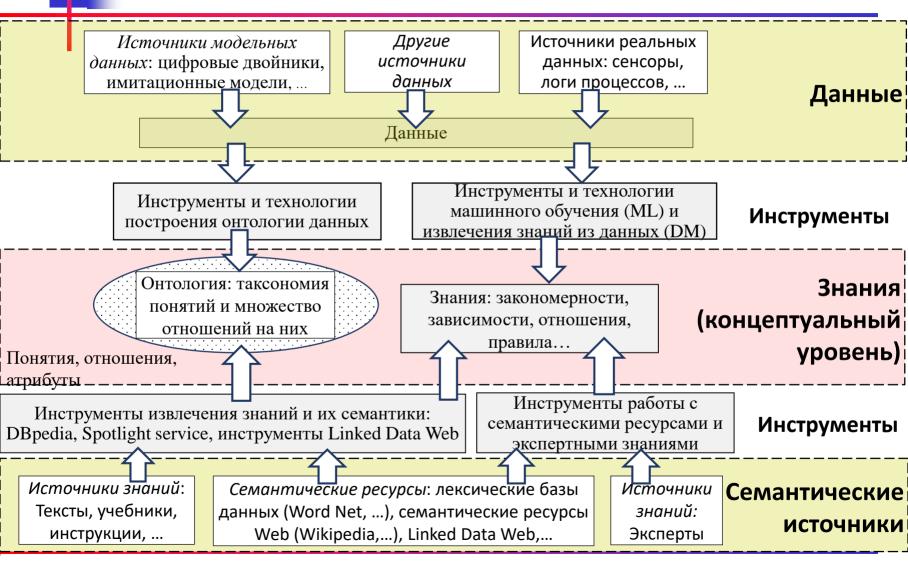
- получение знаний,
- представление и преобразование знаний и



Жизненный цикл любого приложения искусственного интеллекта



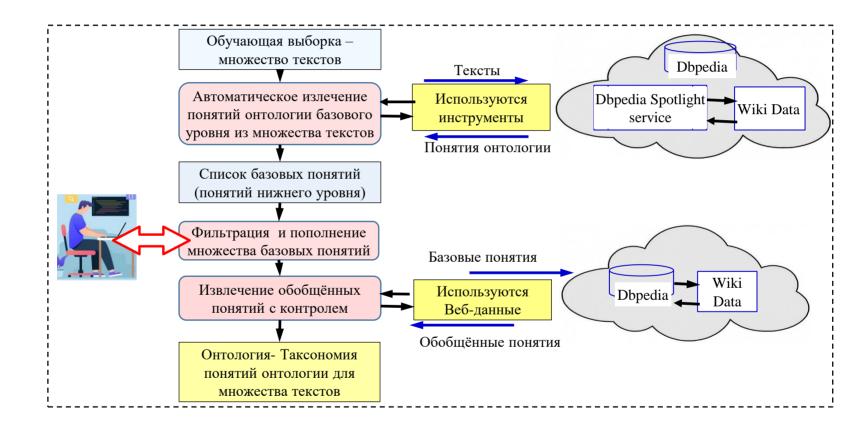
Получение знаний: источники, инструменты



Городецкий В.И. ИИ: Научное содержание, тенденции...

Неделя ИИ во Владивостоке, 22.11.2021

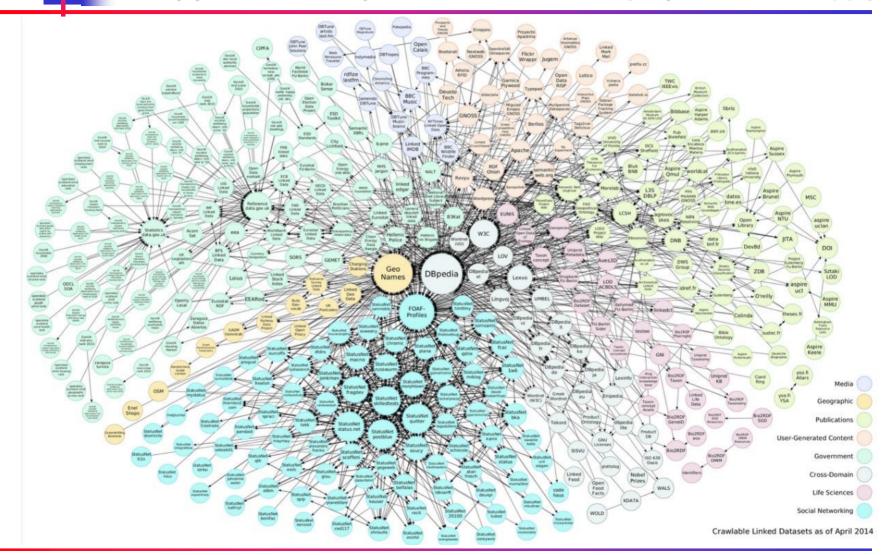
Контур автоматизированного построения онтологии множества текстов



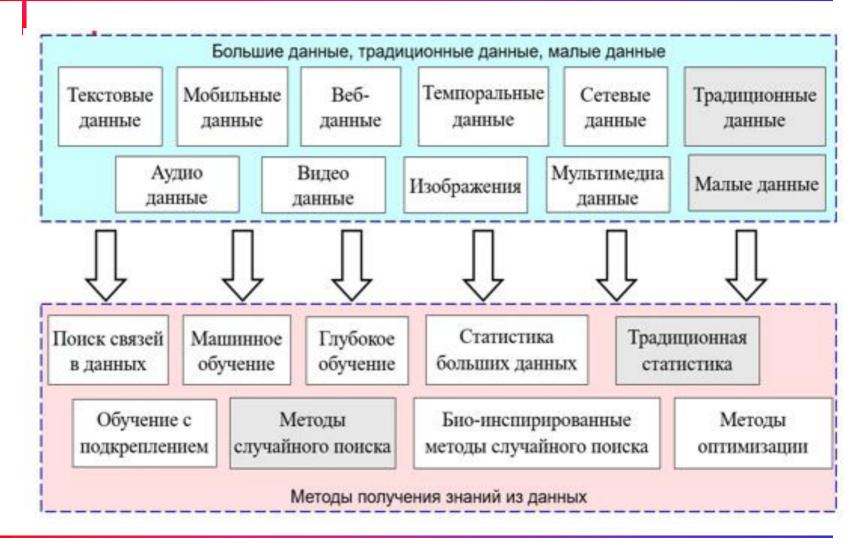
Технология генерации понятий онтологии базового уровня

- 1. Каждый текст обучающей выборки подаётся на вход инструмента *Spotlight Service*, используя API его сервиса.
- 2. Инструмент *Spotlight Service* реализует предобработку, включая токенизацию, стемминг и лемматизацию.
- 3. Для входного текста инструмент *Spotlight Service* возвращает набор URI-статей Википедии, которые соответствуют *понятиям*, найденным в тексте. Их Число регулируется *мерой уверенности*: чем она больше, тем меньше понятий вернёт сервис.
- 4. Каждому понятию ставится в соответствие значение меры TF-IDF или другой меры.
- 5. Объединение URI, соответствующих статьям Википедии, извлечённым из всех текстов выборки, отвечает искомому множеству понятий онтологии базового уровня.
- 6. Каждому понятию базового уровня из общего списка понятий ставится в соответствие (1) множество его примеров в выборке, (2) число, равное мощности этого множества, (3) значение априорной вероятности понятия в выборке и (4) среднее значение меры TF-IDF по множеству его примеров (коэффициент «семантической важности» понятия).
- 7. Множество понятий представляется в виде упорядоченной последовательности с коэффициентами, равными его среднему значению меры TF-IDF, т.е. векторное представление текстов выборки в векторном пространстве (VSM-модель выборки).
- 8. Для каждого примера БД строится инверсный список понятий, примером которых является данный пример БД (в интересах построения будущей онтологии).

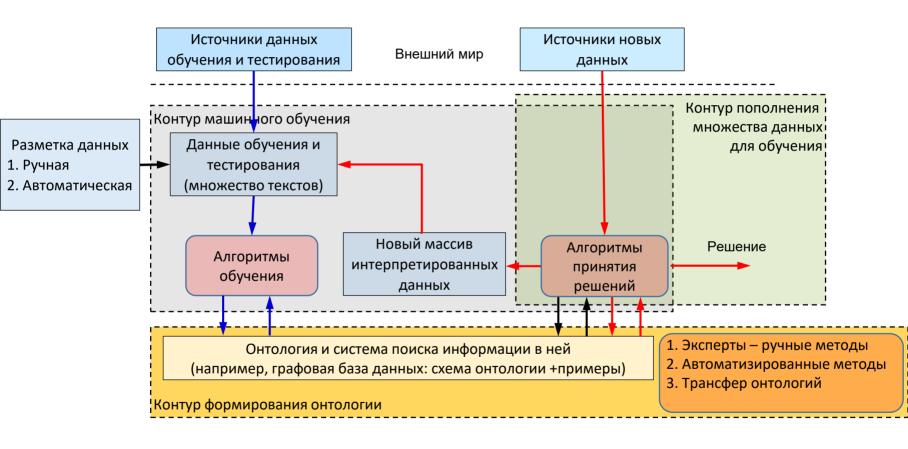
Получение знаний из веб: Облако Linked Open Data и инструменты построения онтологий (версия 2014 года)

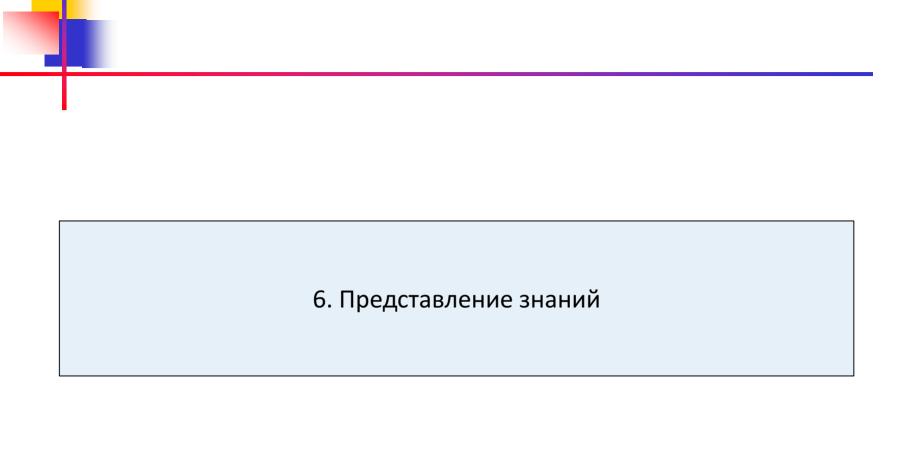


Получение знаний: Методы, алгоритмы и инструменты получения знаний из данных



Онтология — это компонента знаний. Её связь со знаниями, получаемыми с помощью алгоритмов машинного обучения







Представление знаний: Семантические сети для представление знаний

Представление знаний — это их спецификация в терминах структур, представленных на некотором формальном языке, тексты которого могут быть автоматически транслированы в машиночитаемую форму, а при использовании онтологий — и в машинопонимаемую форму.

С формальной точки зрения современная модель представления знаний - это семантическая сеть, часть которой принято называть также онтологией.

Два варианта моделей формального представления *онтологических* знаний и данных в структуре семантической сети

- В структурах (хранилищах) RDF-триплетов с моделью онтологии на мета уровне с описанием этих структур на одном из языков {RDF, RDF-Schema и OWL} (структуры Семантического веба);
- В структурах типа *LPG, Labelled Property Graph* (на русском языке *граф разметки свойств*). *LPG*-структуры онтологии знаний и данных представляются в современных СУБД, которые называют *графовыми базами данных*. Таких СУБД в настоящее время насчитывается более десятка, среди которых наиболее зрелыми и мощными являются СУБД с открытым кодом *Neo4j* и ORIENT DB. Эти СУБД способны реализовывать онтологии со *встроенной семантикой*.

Дескриптивные логики – формальный базис онтологии

В основу современного формального описания онтологии RDF-формата в настоящее время положен специально сконструированный *разрешимый фрагмент* логики предикатов первого порядка, а иногда — и его расширения с помощью модальных операторов. Такое семейство логических формализмов для описания знаний, представленных онтологиями, называют *дескриптивными логиками*.

В этих логиках используются только одноместные предикаты, называемые концептами, и двухместные предикаты, называемые ролями, и эти ограничения

Тboxсхема онтологии

Abox- множество примеров онтологии $(\phi \text{актов}) \text{ онтологии}$

Kb=<*T, A*>, где *T*-произвольный *Tbox, A*-произвольный *Abox* делают дескриптивные логики разрешимыми. Множество предикатов онтологии формирует схему онтологии— Tbox, а множество примеров концептов схемы формирует Abox- базу данных.

Содержательно, концепты ставятся в соответствие понятиям онтологии, а роли — *бинарным отношениям* на множестве этих понятий.

Множество языков {RDF, RDFS, OWL} и язык запросов в них SPARQL построены с использованием дескриптивных логик.

Достоинства и недостатки RDF-структур представления знаний

Достоинства

- 1. RDF- модель представления знаний поддерживается стандартами W3C.
- 2. Имеются огромные хранилища триплетов данных и модель поддерживается огромным количеством стандартных онтологий Семантического веба.
- 3. Имеется огромный опыт использования RDF- модели, она используется огромным числом компаний и хорошо обеспечена специалистами.
- 4. Простота концепции и её понятность для сообщества разработчиков.
- 5. Возможность простой интеграции с ранее созданными RDF-базами знаний.

Недостатки

- 1. Очень слабые выразительные возможности
- 2. Языки семейства RDF не способны отслеживания историю изменений описаний объектов или схемы онтологии.
- 3. Использование дескриптивной логики для описания онтологии на языках RDF, RDFS и OWL в сложных случаях не может гарантировать не только получение результата за заданное время, но и вообще получение результата реакция на SPARQL-запросы может быть чрезвычайно медленной, если шаблон запроса включает в себя несколько типов отношений (таблиц SQL- баз данных).



- (Узлы графа ставятся в соответствие понятиям онтологии, а дуги отношениям
- 1 Практически неограниченные выразительные возможности благодаря возможности введения практически неограниченного числа атрибутов-свойст вершин и дуг размеченного графа свойств, притом, что эти атрибуты могут бы описаны практически любыми структурами данных.
- 2. Структура данных, свободная от индексов, обеспечивает высокую скорость обработки запросов к базам данных больших объёмов.
- 3. Возможность представления динамики модели знаний и данных.
- 4. Поддержка многоаспектности модели представления знаний об объекте поддержание различных точек зрения на неё со стороны приложений (множественность возможных таксономий объектов).
- 5. Единая графовая модель представления знаний и данных, их аспектов и свойств, в которой большинство задач сводится поиску на графе;
- 6. Многообразие типов и структур данных, которые могут быть представлены графе при описании свойств объектов системы (САD-модели, PDF-файлы, текстовые описания, изображения, ссылки на другие объекты и т.д.)
- 7. Поддержка версионности модели знаний и данных: хранение истории изменений (версий) сущностей, которые происходили в онтологии.



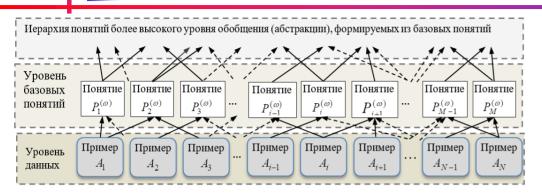
Компания Gartner прогнозирует, что в ближайшие несколько лет масштаб применения графовых баз знаний/данных и соответствующих средств обработки информации будет удваиваться каждый год.

Главная проблема представления знаний в современных структурах онтологий - это несовместимость представления данных в Abox (наиболее часто – это традиционные SQL-структуры) и RDF- модели или LPG- модели схемы онтологии в *Tbox*, что приводит к большим затратам времени на обработку запросов, представленных на языках дескриптивных логик.

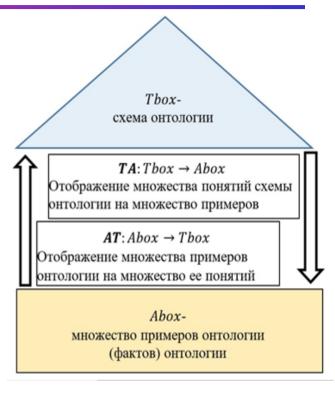
Решение этой проблемы специалисты видят в использовании **NoSQL-баз данных** для хранения примеров понятий компоненты онтологии Abox и в полном отказе от SQL-структур баз данных.

Примечание: *В нейросетевых моделях* знания представляются синтаксически (без явного указания семантики) в форме знаний, готовых к использованию (англ. *actionable knowledge*), которые являются уже готовыми структурами принятия решений.

Структура межуровневых связей онтологии



- 1. Полагается, что любой экземпляр базы данных (структура данных текст и т.д.) имеет ссылку на понятие онтологии, примером которого он является- это отношение [1:n] (пример м.б. экземпляром нескольких понятий).
- 2. Каждому понятию базового уровня ставится в соответствие множество его примеров в БД, что формально задаётся отношением типа [1:m] от понятий онтологии к множеству примеров БД для каждого базового понятия.
- 3. Пара отношений [1:n] и [1:m]) задают отношение типа [n:m], и оно позволяют строить запросы, которые могут включать в себя как экземпляры данных, так и понятия онтологии.
- 4. Каждому понятию базового уровня м.б. поставлена в соответствие его априорная вероятность на множестве понятий. а построенная база знаний будет вероятностной.





Парадигмы использования искусственного интеллекта (условное деление)

- *Символьный интеллект* задаётся моделями и языками формальных систем;
- *Коннекционистский интеллект* акцентирует внимание на связях между объектами и их сетевых взаимодействиях (нейросети);
- Интеллект, встроенный в окружающую среду (англ. situated) интеллект систем, в которых среда является их неотъемлемой частью; они воспринимают среду, взаимодействуют с ней и воздействуют на неё (могут запускать в ней процессы вебагентов, например, населять среду ботами). Пример это MAC;
- *Интеллект, инспирированный природой* использует и имитирует модели и механизмы, заимствованные у природы, биологических и эволюционных систем;
- Социальный интеллект это интеллект сообществ людей, представленный в терминах их социальных взаимодействий; проявляется, например, при коллективном принятии решений группами людей, в социальных сетях и др.;
- *Мета-синтетический интеллект* (англ. *meta-synthetic*) получается в результате синтеза человеческого и любого другого интеллекта, который окружает человека, в частности, интеллекта, скрытого в данных и в поведении, социального, сетевого интеллекта и интеллекта природного происхождения, т.е. он получается в результате мета синтеза различных видов интеллекта.

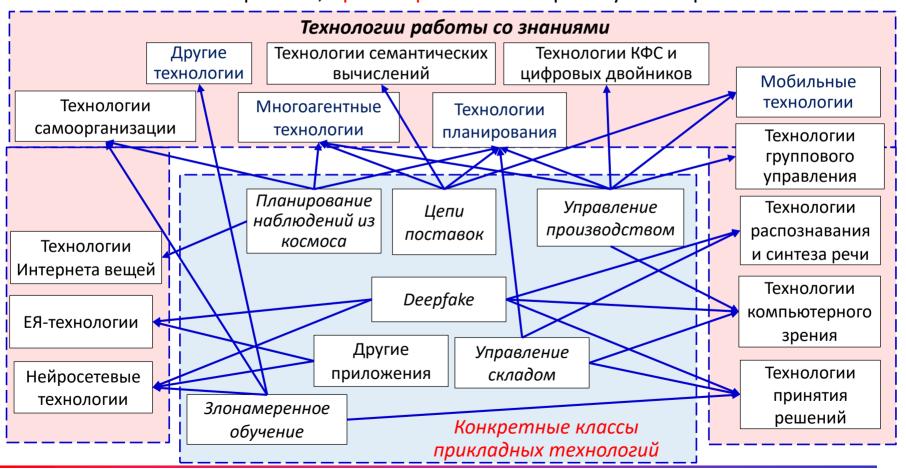
Использование знаний

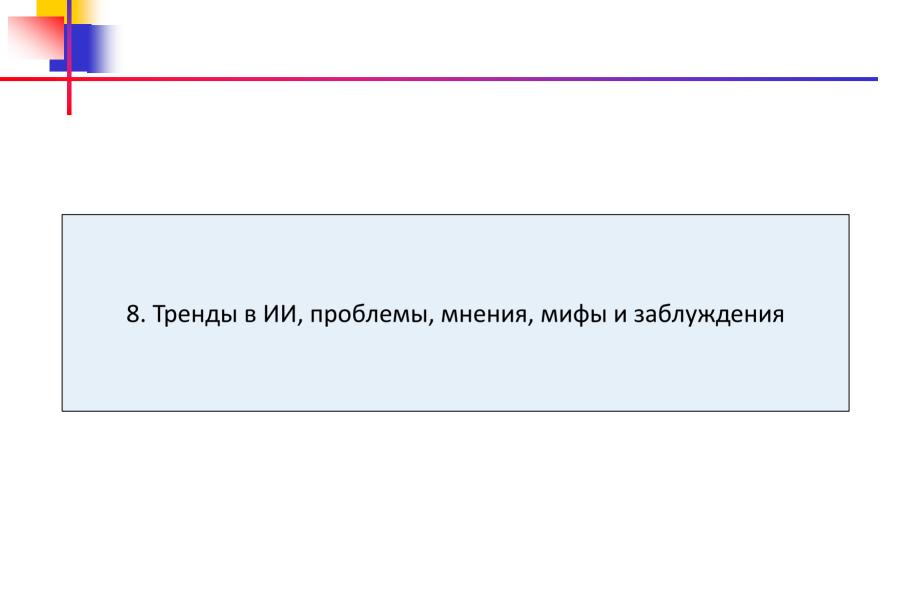
Использование знаний – это *технологии* работы со знаниями в различных приложениях ИИ и сами *приложения интеллектуальных систем*. Эти технологии включают в себя *методы, алгоритмы* и *инструменты* создания прикладных ИИ. Примерами технологий ИИ (реально их очень много) являются

- —технологии многоагентных систем,
- технологии создания самоорганизующихся систем ИИ,
- технологии интеллектуального планирования,
- технологии семантического веба,
- —интеллектуальные технологии Интернета вещей,
- —интеллектуальные технологии КФС и цифровых двойников,
- распределённые интеллектуальные технологии периферийных вычислений,
- —технологии семантических вычислений, ...
- —нейросетевые технологии,
- —компьютерное зрение,
- —обработка естественного языка,
- *—распознавание и синтез речи,*
- —интеллектуальная поддержка процессов принятия решений и т.д.

Использование знаний

Это *технологии работы* со знаниями, не зависящие от приложений и технологии работы, ориентированные на работу в конкретной области.







- 1. Research Track of IEEE –ACM Data Science and Advanced Analytics Conference (DSAA-2021), 6 9 October, 2021, Porto, Portugal https://dsaa2021.dcc.fc.up.pt/program/technical-program
- Research Track of International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-2020), 7 – 15, January, 2021, Yokohama, Japan https://ijcai20.org/(Видео докладов доступны)
- 3. Research Track of The 2020 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT'20), 14-17 December 2020
- A Fully Virtual Conference

http://wi2020.vcrab.com.au/

DSAA-2021

- Auto-ML
- Fusion of information from disparate sources
- Feature engineering, Feature embedding and data preprocessing
- Learning from network data
- Learning from data with domain knowledge
- Reinforcement learning
- Evaluation of Data Science systems
- Risk analysis
- Causality, learning causal models
- Multiple inputs and outputs: multi-instance, multi-label, multi-target
- Semi-supervised and weakly supervised learning
- Data streaming and online learning
- Deep Learning



DSAA-2021

- Emerging Applications
 - Autonomous systems
 - Analysis of Evolving Social Networks
 - Embedding methods for Graph Mining
 - Online Recommender Systems
 - Augmented Reality, Computer Vision
 - Real-Time Anomaly, Failure, image manipulation and fake detection
- Human Centric Data Science
 - Privacy preserving, Ethics, Transparency
 - Fairness, Explainability, and Algorithm Bias
 - Accountability and responsibility
 - Reproducibility, replicability and retractability
- Infrastructures
 - IoT data analytics and Big Data
 - Large-scale processing and distributed/parallel computing
 - Cloud computing



Research Track of IJCAI-2020

Всего 123 секционных заседания

1. Machine Learning - 36 секций (+ около 10 – об ML в других секциях):

- Deep Learning 8 заседаний
- Explainable Machine Learning
- Reinforcement Learning 2
- Classification 3
- Recommender systems 2
- Probabilistic Machine Learning
- General
- Ensemble Methods
- Learning theory
- Interpretability
- Dimensionality Reduction and Manifold Learning
- Interpretability

- -Semi-Supervised Learning
- —Neuro-Symbolic Methods
- Constraints and Machine Learning
- Knowledge-based Learning
- Feature Selection, Learning SparseModels
- —Time-series, Data Streams
- —Active Learning
- -Adversarial Machine Learning
- Multi-instance, Multi-label, Multiview learning
- Bayesian Optimization
- Learning Generative Models



Knowledge Representation and Reasoning - 14

- Description Logics and Ontologies 2
- Non-Monotonic Reasoning, Automated Reasoning
- Logics for Knowledge Representation
- Diagnosis, Non-Monotonic Reasoning
- Computational Complexity of Reasoning
- Knowledge Representation Languages
- Case-based Reasoning
- Argumentation, Negotiation
- Qualitative, Geometric, Spatial, Temporal Reasoning
- Semantic
- General

Natural Language Processing - 14

- Speech
- Machine Translation
- General 2
- Natural Language Generation
- Question Answering
- Dialogue
- Information Extraction 2
- Knowledge Extraction
- Natural Language Semantics
- NLP Applications and Tools
- Embeddings
- Sentiment Analysis and TextMining



Computer Vision - 13

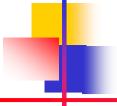
- —Language and Vision -3
- —2D and 3D Computer Vision 3
- —Big Data and Large Scale Methods
- —Perception
- —Motion and Tracking
- Recognition: Detection,
 Categorization, Indexing, Matching,
 Retrieval, Semantic Interpretation
- Biometrics, Face and Gesture Recognition
- —Structural and Model-basedApproaches, KnowledgeRepresentation and Reasoning

Agent-based and MAS – 11 Multidisciplinary Topics and Applications – 5

- Recommender Systems
- Biology and Medicine
- Networks
- Information

Data Mining – 4

- Applications
- Big Data, Other
- Mining Spatial Data, Temporal Data
- Mining Graphs, Semi Structured
 Data, Complex Data



Planning and Scheduling – 4

Humans and AI – 4

Sustainability and Human Well-being - 4

Constraints and SAT – 3

Al Ethics – 2

Uncertainty in AI - 1

Heuristic Search - 1



Research Track of 2020 IEEE/WIC/ACM WI-IAT '2020

The maint theme for the WI-IAT '20:

"Web Intelligence = AI in the Connected World"

MAIN TOPICS AND AREAS

Track 1: Web of People

Track 2: Web of Trust

Track 3: Web of Things

Track 4: Web of Data

Track 5: Web of Agents

Special Track: Emerging Web in Health and Smart Living

Special Workshops –33 семинара по узкой новой тематике



TRACK 1: WEB OF PEOPLE

- Crowdsourcing and Social Data Mining
- Human Centric Computing
- Information Diffusion
- Knowledge Community Support
- Modelling Crowd-Sourcing
- Opinion Mining
- People Oriented Applications and Services
- Recommendation Engines
- Sentiment Analysis
- Situational Awareness Social Network Analysis
- Social Groups and Dynamics
- Social Media and Dynamics
- Social Networks Analytics
- User and Behavioral Modelling

TRACK 2: WEB OF DATA

- Algorithms and Knowledge Management
- Autonomy-Oriented Computing (AOC)
- Big Data Analytics
- Big Data & Human Brain Complex Systems
- Cognitive Models
- Computational Models
- Data Driven Services and Applications
- Data Integration and Data Provenance
- Data Science and Machine Learning
- Graph Isomorphism
- Graph Theory
- Knowledge Graph and Semantic Networks
- Linked Data Management and Analytics
- Self-Organizing Networks
- Semantic Networks
- Sensor Networks
- Web Science

TRACK 3: WEB OF THINGS

- Complex Networks
- Distributed Systems and Devices
- Dynamics of Networks
- Industrial Multi-domain Web
- Intelligent Ubiquitous Web of Things
- IoT Data Analytics
- Location and Time Awareness
- Open Autonomous Systems
- Streaming Data Analysis
- Web Infrastructures and Devices Mobile
 Web
- Wisdom Web of Things (W2T)

TRACK 4: WEB OF TRUST

- Blockchain analytics and technologies
- Fake content and fraud detection
- Hidden Web Analytics
- Monetization Services and Applications
- Trust Models for Agents
- Ubiquitous Computing
- Web Cryptography
- Monetization services and applications
- Web safety and openness



TRACK 5: WEB OF AGENTS

- Agent Networks
- Autonomy Remembrance Agents
- Autonomy-oriented Computing
- Behavior Modelling
- Distributed Problem-Solving Global Brain
- Edge Computing
- Individual-based Modelling Knowledge
- Information Agents
- Local-global Behavioral Interactions
- Mechanism Design
- Multi-Agent Systems
- Network Autonomy Remembrance Agent:
- Self-adaptive Evolutionary Systems
- Self-organizing Systems
- Social Groups and Dynamics

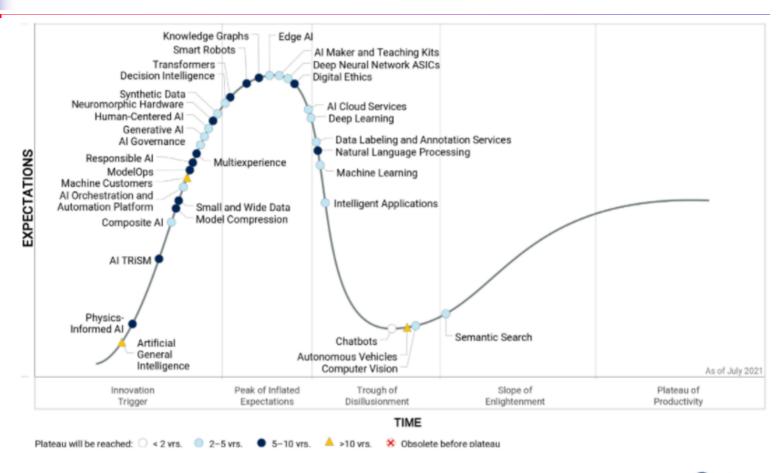
SPECIAL TRACK: EMERGING WEB IN HEALTH AND SMART LIVING

- Big Data in Medicine
- City Brain and Global Brain
- Digital Ecosystems
- Digital Epidemiology
- Health Data Exchange and Sharing
- Healthcare and Medical Applications and Services
- Omics Research and Trends
- Personalized Health Management and Analytics
 - Smart City Applications and Services
- Time Awareness and Location
 - **Awareness Smart City**
- Wellbeing and Healthcare in the 5G Era

Вызовы, проблемы и базовые тренды

- —Робастное машинное обучение по несбалансированным выборкам гетерогенных данных $[m>n\times log(n)]$.
- —Создание семантических моделей глубокого обучения (создание гибридных нейросетей, развитие «онтологической семантики глубокого обучения»).
- —Обнаружение причинно-следственных зависимостей и поиск объяснений.
- —Распределённый ИИ и групповое управление.
- —Распределённые методы обнаружения связей и зависимостей в данных и машинного обучения с сохранением конфиденциальности данных («федеративное обучение»).
- —Сценарный ИИ, самоорганизующийся и эмерджентный ИИ.
- —Обнаружение синтетического и манипулированного контента в мультимедиа в реальном времени (Deep Fake).
- —Генерация обучающих выборок на многообразиях.
- —Методы решения задач обнаружения знаний в системах, работа которых описывается многомерными временными рядами, например, модель латентных переменных для Гауссовских процессов (англ. Gaussian Process Latent Variable Model, GPLVM).

Мнение авторитетной компании



Gartner.

Кривая зрелости технологий ИИ по версии компании Gartner на 20 июля 2021 г.



1. Главный миф — это искренняя вера некоторых специалистов в ИИ, особенно тех, которые специализируются в области нейросетей и глубокого обучения, а также дилетантов ИИ (их очень много) и журналистов, что «сильный ИИ, подобный человеческому и даже его превосходящий будет создан в самой ближайшей перспективе».

Этот миф живёт и поддерживается достаточно активно. Каждая «весна» ИИ сопровождается мифом о том, что вот-вот будет создан сильный ИИ. Первый раз об этом было сказано ещё на знаменитом **Дартмутском** семинаре, который положил начало ИИ (Дрейфус-1975. Чего не могут вычислительные машины. Критика искусственного разума.).

- 2. «Нейросети глубокого обучения моделируют принципы работы человеческого мозга». Однако это глубокое заблуждение. До настоящего времени нет ясности в том, как именно, на каких принципах работает мозг человека. Но тогда что же именно собираются моделировать апологеты создания сильного ИИ в ближайшей перспективе?
- 3. «Нейросети способны решать любые задачи и проблемы ИИ» «они же моделируют работу человеческого мозга!!».

9. Заключение

- 1. То, что было рассказано это только что-то вроде оглавление толстой книги по научному содержанию ИИ. Например, 4-е издание учебника по ИИ, S. Russel, P. Norwig. "Artificial Intelligence. A Modern Approach" почти 1100 страниц. Но там описана только малая часть научных основ ИИ.
- 2. Научное лицо ИИ богато и разнообразно, оно постоянно «толстеет» и «омолаживается» новыми результатами. Актуальная научная тематика и новые научные акценты ИИ практически полностью изменяются за 2-3 года, что говорит о быстрых темпах развития научных основ ИИ. В этом легко убедиться, сравнив научную тематику конференций 2021 года и тематику аналогичных конференций 2 3 года тому назад.
- 3. Нынешняя весна ИИ продлится гораздо дольше и принесёт гораздо больше научных и прикладных результатов, чем это было в предыдущих случаях. Но на гребне этой волны не удастся построить полномасштабный сильный ИИ. Сейчас для этого нет других предпосылок, кроме энтузиазма отдельных исследователей и, как всегда, журналистов.
- 4. Когда я выступал по аналогичной теме на КИИ-2020, это был практически другой доклад за один год многое сильно изменилось.



Источник: Richard Benjamins http://www.slideshare.net/EUDataForum/ edf2013-richard-benjamins-big-data-big-opportunities-big-risks-and-what-about-europe