

Научная статья

УДК 165.18

DOI 10.25205/2541-7517-2021-19-2-51-64

Семантическое обучение с учителем для искусственных когнитивных агентов общего уровня

Роман Викторович Душкин

Агентство искусственного интеллекта, ООО «Дикрипто»

Москва, Россия

roman.dushkin@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-4789-0736>

Аннотация

Статья описывает авторский подход к построению искусственных когнитивных агентов общего уровня на основе так называемого «семантического обучения с учителем», в рамках которого в соответствии с гибридной парадигмой искусственного интеллекта используются как методы машинного обучения, так и методы символического подхода и систем, основанных на знаниях («старый добрый искусственный интеллект»). Представлено описание текущих проблем с пониманием общего смысла и контекста ситуаций, в которых находятся узкие ИИ-агенты. Дано определение семантического обучения с учителем и описана его связь с другими методами машинного обучения. Кроме того, представлен мысленный эксперимент, на котором показана суть и смысл семантического обучения с учителем.

Ключевые слова

искусственный интеллект, агент, агентный подход, искусственный интеллект общего уровня, обучение с учителем, семантика, обработка контекста, личный опыт, онтология, архитектура

Для цитирования

Душкин Р. В. Семантическое обучение с учителем для искусственных когнитивных агентов общего уровня // Сибирский философский журнал. 2021. Т. 19, № 2. С. 51–64. DOI 10.25205/2541-7517-2021-19-2-51-64

© Душкин Р. В., 2021

Semantic Supervised Training for General Artificial Cognitive Agents

Roman V. Dushkin

Artificial Intelligence Agency, Deecrypto LLC

Moscow, Russian Federation

roman.dushkin@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-4789-0736>

Abstract

The article describes the author's approach to the construction of general-level artificial cognitive agents based on the so-called "semantic supervised learning", within which, in accordance with the hybrid paradigm of artificial intelligence, both machine learning methods and methods of the symbolic approach and knowledge-based systems are used ("good old-fashioned artificial intelligence"). A description of current problems with understanding of the general meaning and context of situations in which narrow AI agents are found is presented. The definition of semantic supervised learning is given and its relationship with other machine learning methods is described. In addition, a thought experiment is presented, which shows the essence and meaning of supervised semantic learning.

Keywords

artificial intelligence, agent, agent-based approach, artificial general intelligence, supervised learning, semantics, context processing, personal experience, ontology, architecture

For citation

Dushkin R. V. Semantic Supervised Training for General Artificial Cognitive Agents. *Siberian Journal of Philosophy*, 2021, vol. 19, no. 2, pp. 51–64. (in Russ.) DOI 10.25205/2541-7517-2021-19-2-51-64

Проблема создания искусственного интеллекта общего уровня (англ. *Artificial General Intelligence*, AGI) вновь становится технологическим трендом новейшего времени [Williams, 2020]. Успехи в построении искусственных когнитивных агентов узкой направленности, которые для некоторых специфических задач уже превосходили уровень человека [He et al., 2015], дают надежду, что при должном уровне технической проработки можно будет от систем искусственного интеллекта узкой направленности перейти к общему искусственному интеллекту. Вместе с тем существует и большое количество скепсиса в отношении этого тренда, так как имеются обоснованные сомнения в том, что экстенсивная разработка систем узкого искусственного интеллекта позволит осуществить качественный переход к AGI [Harnad, 1990]. Требуется интенсификация исследований и возобновление междисциплинарного диалога для поиска возможных решений в области построения искусственного интеллекта общего уровня.

При этом необходимо отметить, что такая интенсификация исследований может проходить в нескольких направлениях одновременно. Автору видятся как минимум следующие.

1. Разработка новых типов архитектуры искусственных когнитивных агентов, которые позволяют им решать задачи, свойственные AGI: самостоятельное целеполагание и возможность самостоятельного обучения новым навыкам.

2. Использование достижения смежных наук и организация всестороннего междисциплинарного диалога для углублённого понимания природы человеческого интеллекта.

3. Применение для проектирования и реализации искусственного когнитивного агента AGI нового знания, полученного над работой с естественным интеллектом человека и других видов живых существ на Земле (так как это единственный пример интеллектуальных созданий, которые имеются в распоряжении для исследований).

В настоящей работе делается попытка представить авторское видение и понимание того, как должен быть устроен один из процессов «выращивания» или «воспитания» искусственного когнитивного агента общего уровня путём обучения такого агента общим знаниям об окружающей его среде (не обязательно совпадающей с нашей реальностью) для получения способности решения произвольных когнитивных задач впоследствии. Приводятся наброски архитектуры такого искусственного когнитивного агента.

Статья будет интересна специалистам в области искусственного интеллекта (особенно в направлении построения AGI), философии сознания и вообще всем тем, кто интересуется современной актуальной информацией о подходах и методах реализации искусственных когнитивных агентов общего уровня.

1. Распознавание и понимание

Если разделить все наработки в области искусственного интеллекта на несколько больших классов, то фактически всё можно уложить в две большие парадигмы – нисходящую и восходящую [Душкин, 2018]. Такое деление было предложено ещё во времена первых исследователей искусственного интеллекта в Лаборатории информатики и искусственного интеллекта Массачусетского технологического института – Джона МакКарти и Марвина Мински. Первый выступал за методы нисходящей парадигмы (так называемый «чистый искусственный интеллект»), а второй – за методы восходящей парадигмы (соответственно, «грязный искусственный интеллект»).

Нисходящий подход в искусственном интеллекте сфокусирован на методах работы со знаниями – это и базы знаний, и методы приобретения, представления

и обработки знаний, и разного рода символьные методы вычислений. Основная особенность подхода – возможность принятия решений и объяснения принципов и причин принятия именно таких решений. К негативным сторонам подхода можно отнести сложность обучения систем, основанных на знаниях [López, 2015].

С другой стороны, восходящий подход, основанный на самостоятельном обучении искусственных интеллектуальных агентов на данных (машинное обучение, искусственные нейронные сети), позволяет эффективно обучать агентов для решения специфических задач. Но вместе с тем в общем виде такие агенты остаются «чёрными ящиками» со сложностью объяснения принятых решений [Николенко и др., 2018].

Традиционно методы восходящего искусственного интеллекта использовались для решения задач распознавания образов, поиска скрытых закономерностей в больших массивах данных и других схожих задач. В частности, именно задача распознавания образов (в общем смысле) стала той областью, где методы глубокого обучения в некоторых частных случаях уже превзошли когнитивные способности человеческого мозга. Для этих частных случаев точность нейросетевых решений при распознавании образов уже сегодня выше, чем у человека [Khanam et al., 2020], и нет никаких фундаментальных препятствий, чтобы повысить точность ещё выше, а множество таких задач и методов расширить.

Вместе с тем, распознавание образов не ведёт к пониманию [Душкин, 2020]. Вообще проблема понимания смысла остро стоит сегодня и в принципе стояла в истории развития методов искусственного интеллекта, так как именно понимание смысла ситуации, в которой находится когнитивный агент, тем более с учётом контекста и памяти о «жизненном опыте» агента является залогом грамотного решения когнитивных задач общего уровня. Без понимания общего смысла можно будет только лишь строить системы узкого искусственного интеллекта для решения конкретных специфических задач [Там же]. Этот тезис можно пояснить на примере насекомых: их нейронные сети вполне позволяют распознавать образы, однако вряд ли в них зарождается какое-либо понимание. Пчела отлично визуально распознаёт цветы, с которых можно собрать вкусный нектар, однако точно не понимает (по крайней мере, в человеческом смысле), что она делает, почему она это делает и для чего.

Однако методы нисходящей парадигмы искусственного интеллекта также не приводят к появлению понимания у искусственных когнитивных агентов, несмотря на то что эти методы изначально направлены на работу со знанием и смыслом. Обработка контекста ситуации, в которой находится искусственный когнитивный агент, до сих пор остаётся нерешённой проблемой искусственного

интеллекта. Равно как и использование «общего здравого смысла». Впрочем, постепенно ситуация меняется – достижения и успехи искусственной нейронной сети GPT-3 поражают воображение [Benzon, 2020].

Тем не менее, задача остаётся открытой. При всех успехах в области распознавания образов понимание смысла искусственными когнитивными агентами оставляет желать лучшего. В том числе и потому, что современные архитектуры решений изначально и с необходимостью затачиваются под решение конкретной прикладной задачи, то есть с самого своего зарождения представляют собой узкий искусственный интеллект. Поэтому необходимы новые подходы и архитектуры.

2. Семантическое обучение

Для того чтобы когнитивный агент начал понимать смысл ситуации, в которой он находится, его обучение необходимо проводить так, чтобы обеспечить у него создание большого множества ассоциативных связей между единицами знания [Душкин, 2020]. Понимание смысла в таком случае возникает после активации всех релевантных единиц знаний по ассоциативным связям тогда, когда в фокусе внимания когнитивного агента находится выделенное множество стимулов, формирующих описание текущего состояния окружающей среды, в которой функционирует когнитивный агент.

Поэтому для обучения искусственного когнитивного агента, который должен понимать смысл ситуации, в которой он находится, должны использоваться новые методы машинного обучения. Один из составных методов, который можно предложить для этого, основан на одновременном использовании принципов машинного обучения и методов семантического анализа ситуации. Этот метод можно было бы назвать «семантическим обучением», и он основан на тех же принципах обучения, которые используются у человека в процессе его взросления и воспитания.

Итак, семантическое обучение основано на следующих принципах:

1. На базовом уровне применять методы машинного обучения для решения задач обучения с учителем, обучения без учителя и обучения с подкреплением – все эти варианты машинного обучения используются для решения различных задач [Шумский, 2020], а именно:

- обучение без учителя – выявление в множестве внешних стимулов различных скрытых закономерностей, кластеризация объектов и явлений, упрощение входных данных;
- обучение с учителем – соотнесение выявленных во время обучения без учителя объектов и явлений с заданными семантическими классами;

- обучение с подкреплением – разработка оптимальных (или как минимум субоптимальных) стратегий деятельности в своём окружении для достижения поставленных целей.

2. После получения данных с базового уровня машинного обучения применять методы нисходящего искусственного интеллекта для построения семантических отношений и обогащения семантической сети, имеющейся у ИИ-агента. В этом процессе сам ИИ-агент может выступать с активной позиции, взаимодействуя с учителем так, чтобы получать больше информации о тех аспектах его реальности, о которых он ещё знает мало. Тем самым осуществляется семантическое обучение, что в дальнейшем приводит к пониманию ИИ-агентом смысла ситуаций, в которых он находится в соответствии с [Душкин, 2020].

Далее в этой работе на базовом уровне будет рассматриваться только вариант машинного обучения с учителем, что в совокупности с семантическим компонентом приводит к применению семантического обучения с учителем.

Общая схема работы семантического обучения с учителем заключается в следующем.

1. При помощи методов машинного обучения с учителем ИИ-агент распознаёт ситуации, в которых он оказывается в своём окружении. Эти распознанные ситуации помещаются в его «оперативную память» для дальнейшего использования в процессе построения семантических отношений между множеством понятий, в состав которого входят понятия (именованные или пока ещё безымянные с точки зрения ИИ-агента объекты и явления) из распознанной ситуации.

2. Затем при помощи сопоставления распознанной информации о текущей ситуации, в которой находится ИИ-агент, с имеющимися в его базе знаниями он пытается создать новые ассоциативные связи между имеющимися в его ассоциативном поле понятиями и новыми, полученными с предыдущего этапа.

3. В случае если на предыдущем этапе остаются лакуны в множестве связей новых объектов и ситуаций, ИИ-агент выполняет некоторый протокол взаимодействия с учителем для построения недостающих ассоциативных связей при помощи активного получения информации в диалоге с учителем. Важной особенностью описываемого подхода к обучению ИИ-агента является наличие процедур выявления таких лакун и, как следствие, запуска протокола взаимодействия.

Для того чтобы прояснить на примере представленные выкладки, можно провести следующий интересный мысленный эксперимент. Он основан на интроспекции и наблюдениях за тем, как обучаются дети в дошкольном возрасте

в части изучения новых понятий и связанных с ними объектов или явлений объективной действительности.

Представим дошкольника, который с интересом изучает окружающий мир. Он ходит по огороду, находясь на летних каникулах в гостях у бабушки, и тут видит на грядке щавеля нечто такое, чего он раньше никогда не видел – какой-то склизкий комочек коричневого цвета, прикрепившийся к стеблю растения. Дошкольник спрашивает бабушку, что это такое, а та отвечает: «Это слизень». Дошкольник находит ещё несколько слизней и уточняет, слизи ли это. Получив положительный ответ, он удовлетворяется и больше ничего не спрашивает. Впрочем, для целей обучения достаточно было бы посмотреть и на одного слизня с разных ракурсов или даже в движении.

Через какое-то время в его нервной системе начинает циклично запускаться процесс обучения. Образы нескольких слизней, которые он видел ранее, начинают крутиться в голове вместе со словом «слизень», которое он услышал и запомнил. Можно предположить, что это процесс бессознательный и связан с консолидацией долговременной памяти во время сна. Но также вполне возможно, что отголоски этого процесса прорываются к сознательному восприятию в виде рефлексивных петель обучения, и в это время ребенок может даже повторять слово «слизень» вслух.

После консолидации памяти, которая завершает процедуру обучения с учителем в рамках распознавания образов, наступает следующая стадия обучения – семантическая. Новое понятие должно быть встроено в семантическую сеть, которая уже имеется у дошкольника, причём неважно, что эта семантическая сеть закодирована в нейронных сетях живого когнитивного агента путём разреженного кодирования – субстрат в текущем контексте значения не имеет, важно лишь то, что должны быть построены многочисленные ассоциативные связи разных типов между множеством кортикальных колонок, в которых закодировано новое понятие «слизень», и уже имеющимися понятиями. При этом необходимо отметить, что семантическая информация должна иметь как минимум два уровня – лингвистический и собственно семантический.

Лингвистический уровень обычно выстраивается имплицитно на основе тех языковых шаблонов, которые уже имеются в лингвистическом пространстве дошкольника. Через какое-то время он спрашивает: «Слизень – это что?», и ему отвечают: «Не что, а кто. Это улитка». Неявно получена новая лингвистическая информация – слово должно склоняться по типу одушевлённого существа. Но какого оно рода? Сравнение с имеющимися моделями и примерами слов ответа не дают: с одной стороны, есть «пень», «камень» и «плетень», но с другой стороны, есть «тень», «плесень» и даже «дробедень». Так что дошкольник продолжает,

предполагая, что слово «слизень» женского рода, так как это можно резонно предположить на основании того, что это улитка: «Слизень можно трогать, она укусит?». И вновь получает корректирующий сигнал: «Слизня трогать можно». Всё, на этом этапе большая часть лингвистической информации, необходимая для корректного использования слова в высказываниях, записана в семантическую сеть.

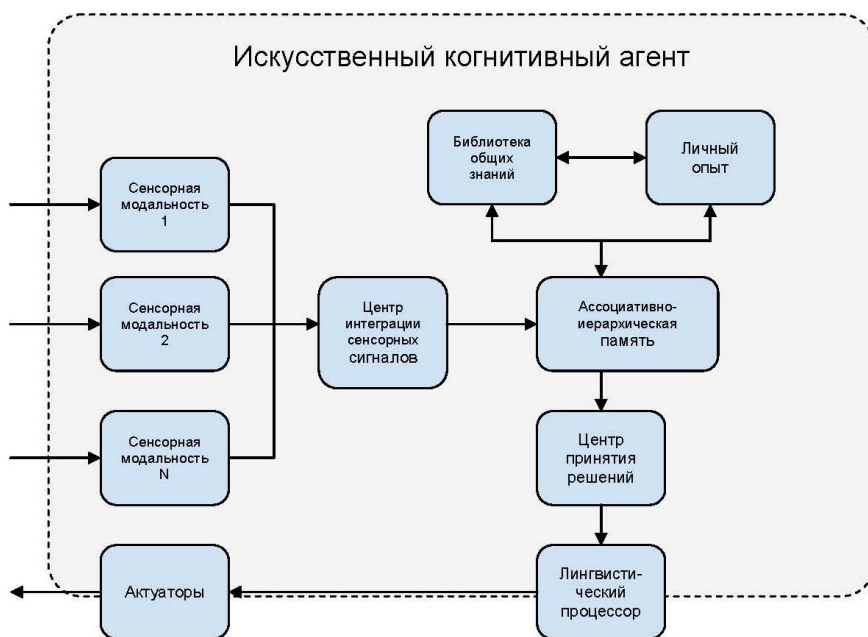
При этом часть семантической информации тоже уже сформирована – отношение «is-a» получено, «слизень» встроен в иерархию живых в группу «улитки». Часть семантической информации получена из наблюдений – различные атрибуты объекта типа цвета, мягкости и т. д., а также разнообразные ассоциативные связи, также полученные из наблюдения, типа «существо» (если слизень двигался), «живёт на щавеле» и др. Но далее дошкольник может уточнять различную дополнительную информацию, чтобы протягивать всё больше и больше ассоциативных связей от нового понятия, так заинтересовавшего его, к имеющимся знаниям.

Таким образом, применение сходного подхода для обучения искусственного когнитивного агента, предназначенного для решения произвольных задач, позволит создать для него понятийное поле. Это поле будет состоять из двух компонентов: универсального и индивидуального. Индивидуальное понятийное поле включает в себя «личный жизненный опыт» искусственного когнитивного агента, в то время как универсальное понятийное поле представляет собой общую семантическую информацию по знаниям человечества [Heck, 2009]. В отличие от человека, для ИИ-агента этот раздел может быть получен при помощи интеграции с такими информационными системами, как универсальные онтологии (например, CYC [Witbrock et al., 2005] или семантическая паутина [Yu, 2014]).

3. Возможная архитектура для искусственного когнитивного агента

Рассмотрев основные принципы семантического обучения с учителем, имеет смысл заняться проектированием возможной архитектуры искусственного когнитивного агента, в котором возможна реализация такого вида машинного обучения. В этом разделе приводится проект такой архитектуры для дальнейшего обсуждения в экспертном сообществе и апробации на практике.

На рисунке показана архитектура искусственного когнитивного агента с возможностью реализации семантического обучения с учителем.



Общая архитектура искусственного когнитивного агента для семантического обучения с учителем (автор Р. В. Душкин)
 General architecture of an artificial cognitive agent for supervised semantic learning (author R. V. Dushkin)

Представленная диаграмма подчёркивает верхнеуровневую структуру искусственного когнитивного агента, в рамках которого можно было бы реализовать семантическое обучение с учителем. Цикл обучения в этом случае организован следующим образом:

1. Искусственный когнитивный агент получает сигналы из окружающей среды через сенсоры, которые могут быть объединены с дополнительными элементами, типа фильтров и препроцессоров. Такое объединение сенсоров с дополнительными элементами обработки входных сигналов рассматривается совместно в качестве отдельной сенсорной модальности. У искусственного когнитивного агента может быть больше одной сенсорной модальности, которые принимают сигналы различной природы из среды и преобразуют их в последовательность данных, подходящих для дальнейшей обработки.

2. Далее все данные, полученные от разных сенсорных модальностей, поступают в Центр интеграции сенсорных сигналов, где осуществляется процесс мультисенсорной интеграции, включающий в себя низкоуровневое слияние данных и их взаимное обогащение для построения целостного описания воспринимаемой в среде текущей обстановки. Если у искусственного когнитивного агента имеется только одна сенсорная модальность, то Центр интеграции может отсутствовать, хотя имеются серьёзные опасения относительно того, что такой агент сможет использовать семантическое обучение с учителем. С другой стороны, чат-боты как когнитивные агенты, получающие входные сигналы только одной модальности через консоль мессенджера, вполне возможно, могут использовать описываемый подход. Этот вопрос требует дополнительных детальных исследований и выходит за рамки настоящей работы.

3. После процесса сенсорной интеграции целостное описание воспринимаемого внешнего мира из Центра интеграции поступает в ассоциативно-иерархическую память, которая также активно взаимодействует с двумя банками данных – общей информации об окружающем мире и личным опытом когнитивного агента. Оба этих банка данных наполняются в процессе обучения когнитивного агента, и этот процесс осуществляется постоянно и непрерывно, в том числе и в текущий акт восприятия и взаимодействия с окружающей средой. В банки данных записываются данные о текущем восприятии, актуализируется имеющаяся в них информация, добавляется новая в случае необходимости.

4. В ассоциативно-иерархической памяти «возбуждаются» все необходимые ассоциации и иерархические понятия, которые имеют отношение к воспринимаемой ситуации во внешней среде. Это множество возбуждённых понятий передаётся дальше в Центр принятия решений, в котором формируется список возможных реакций ИИ-агента на полученные из среды стимулы, из которого выбирается оптимальная реакция, которая передаётся в Лингвистический процессор (и другие низкоуровневые командные блоки для актуаторов, если они имеются).

5. Лингвистический процессор принимает из Центра принятия решений сформированное решение, формирует на его основе реакцию когнитивного агента и отправляет её на актуаторы (исполнительные устройства). Последние являются выходными интерфейсами когнитивного агента со средой, передавая в неё в понятном для других агентов виде то, что получили от Лингвистического процессора.

Необходимо отметить, что представленная схема и её дальнейшее описание нарочито лишены указаний на какие-либо конкретные технологии или методы реализации отдельных компонентов. Представленная архитектура позициониру-

ется обобщённой так, что при реализации когнитивного ИИ-агента с возможностью семантического обучения с учителем эта схема могла бы быть реализована конкретными способами функционального исполнения. Например, в рамках гибридного подхода в искусственном интеллекте [Dushkin & Andronov, 2020], исповедуемом автором, Центр интеграции сенсорных сигналов может быть реализован в виде нейросетей той или иной архитектуры, Ассоциативно-иерархическая память – в виде особого устройства семантических карт [Georgakopoulos, 2019], Центр принятия решений – в виде символической машины вывода [Bibel et al., 1986], а Лингвистический процессор – опять в виде нейронных сетей [Liu et al., 2020].

Заключение

В статье представлено авторское видение возможностей, которые открываются перед исследователями в области построения и «выращивания» (или «воспитания») искусственных когнитивных агентов общего уровня (AGI-агентов). Представлен метод семантического обучения с учителем, который направлен не только на формирование скрытых моделей распознавания образов или взаимосвязей между стимулами и реакциями искусственного агента, но на построение семантической карты общего описания окружающей действительности и личного опыта агента функционирования в ней. Представленный подход, вероятно, имеет право на существование и дальнейшую проработку в рамках междисциплинарных исследований в области построения искусственного интеллекта общего уровня.

Автор благодарит Дмитрия Салихова, Олега Култынова, Юрия Бабурова и Игоря Пивоварова за конструктивные дискуссии во время работы над этой статьёй.

Список литературы

- Душкин Р. В. Обзор подходов и методов искусственного интеллекта // Радио-электронные технологии. 2018. № 3. С. 85–89.
- Душкин Р. В. Критика «Китайской комнаты» Дж. Сёрла с позиции гибридной модели построения искусственных когнитивных агентов // Сибирский философский журнал. 2020. Т. 18, № 2. С. 30–47.
- Николенко С., Архангельская Е., Кадуринов А. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. СПб.: Питер, 2018. 480 с. ISBN 978-5-496-02536-2
- Шумский С. А. Машинный интеллект. Очерки по теории машинного обучения и искусственного интеллекта. М.: ИИОП, 2020. 340 с. ISBN 978-5-369-01832-3

- Benzon W.** GPT-3: Waterloo or Rubicon? Here be Dragons. Preprint. 2020. DOI 10.13140/RG.2.2.18525.03048
- Bibel W., Kurfess F., Aspetsberger K., Hintenaus P., Schumann J.** Parallel Inference Machines. In: Future Parallel Computers, An Advanced Course. Pisa, Italy, 1986, chapter: 5. Publisher: Springer Verlag, Berlin, Lecture Notes in Computer Science 272. Editors: P. Treleaven, M. Vanneschi. DOI 10.1007/3-540-18203-9_5
- Dushkin R. V., Andronov M. G.** The Hybrid Design for Artificial Intelligence Systems. In: Arai K., Kapoor S., Bhatia R. (eds.). Proceedings of the 2020 Intelligent Systems Conference (IntelliSys). Springer, Cham, 2020, vol. 1 (1250), pp. 164–170. DOI 10.1007/978-3-030-55180-3_13
- Georgakopoulos T.** Semantic Maps. In: Oxford Bibliographies in Linguistics Publisher. New York, Oxford Uni. Press, 2019. DOI 10.1093/obo/9780199772810-0229
- Harnad S.** The Symbol Grounding Problem. *Physica D*, 1990, vol. 42 (1–3), pp. 335–346.
- He K., Zhang X., Ren Sh., Sun J.** Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification. In: IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2015). 1502. DOI 10.1109/ICCV.2015.123
- Heck R. G.** Logic, semantics, ontology. PhD Thesis. Massachusetts Institute of Technology, Dept. of Linguistics and Philosophy, 2009.
- Khanam S., Tanweer S., Khalid S.** Artificial Intelligence Surpassing Human Intelligence: Factual or Hoax. *The Computer Journal*, 2020, January. DOI 10.1093/comjnl/bxz156
- Liu Zh., Lin Y., Sun M.** Representation Learning and NLP. In: Representation Learning for Natural Language Processing, July 2020. DOI 10.1007/978-981-15-5573-2_1
- López M.** Four unsolvable problems of symbolic AI. *Revista de Filosofía*, 2015, no. 40, pp. 81–104. DOI 10.5209/rev-resF.2015.v40.n1.48441
- Williams A. E.** A Model for Artificial General Intelligence. *Artificial General Intelligence*, 2020, July. DOI 10.1007/978-3-030-52152-3_38
- Witbrock M. et al.** Knowledge Begets Knowledge: Steps towards Assisted Knowledge Acquisition in Cyc. In: Papers from the 2005 AAAI Spring Symposium on Knowledge Collection from Volunteer Contributors (KCVC). Stanford, California, March, 2005, pp. 99–105.
- Yu L.** A Developer's Guide to the Semantic Web. 2nd ed. Springer, 2014. ISBN 978-3-662-43796-4

References

- Benzon W.** GPT-3: Waterloo or Rubicon? Here be Dragons. Preprint. 2020. DOI 10.13140/RG.2.2.18525.03048
- Bibel W., Kurfess F., Aspetsberger K., Hintenaus P., Schumann J.** Parallel Inference Machines. In: Future Parallel Computers, An Advanced Course. Pisa, Italy, 1986, chapter: 5. Publisher: Springer Verlag, Berlin, Lecture Notes in Computer Science 272. Editors: P. Treleaven, M. Vanneschi. DOI 10.1007/3-540-18203-9_5
- Dushkin R. V.** Criticism of J. Searle's "Chinese Room" from the perspective of a hybrid model for constructing artificial cognitive agents]. *Siberian Journal of Philosophy*, 2020, vol. 18, no. 2, pp. 30–47. (in Russ.)
- Dushkin R. V.** Obzor podkhodov i metodov iskusstvennogo intellekta [The Review on approaches and methods of artificial intelligence]. *Radioelektronnye tehnologii* [Radioelectronic technologies], 2018, no. 3, pp. 85–89. (in Russ.)
- Dushkin R. V., Andronov M. G.** The Hybrid Design for Artificial Intelligence Systems. In: Arai K., Kapoor S., Bhatia R. (eds.). Proceedings of the 2020 Intelligent Systems Conference (IntelliSys). Springer, Cham, 2020, vol. 1 (1250), pp. 164–170. DOI 10.1007/978-3-030-55180-3_13
- Georgakopoulos T.** Semantic Maps. In: Oxford Bibliographies in Linguistics Publisher. New York, Oxford Uni. Press, 2019. DOI 10.1093/obo/9780199772810-0229
- Harnad S.** The Symbol Grounding Problem. *Physica D*, 1990, vol. 42 (1–3), pp. 335–346.
- He K., Zhang X., Ren Sh., Sun J.** Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification. In: IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2015). 1502. DOI 10.1109/ICCV.2015.123
- Heck R. G.** Logic, semantics, ontology. PhD Thesis. Massachusetts Institute of Technology, Dept. of Linguistics and Philosophy, 2009.
- Khanam S., Tanweer S., Khalid S.** Artificial Intelligence Surpassing Human Intelligence: Factual or Hoax. *The Computer Journal*, 2020, January. DOI 10.1093/comjnl/bxz156
- Liu Zh., Lin Y., Sun M.** Representation Learning and NLP. In: Representation Learning for Natural Language Processing, July 2020. DOI 10.1007/978-981-15-5573-2_1
- López M.** Four unsolvable problems of symbolic AI. *Revista de Filosofia*, 2015, no. 40, pp. 81–104. DOI 10.5209/rev-resF.2015.v40.n1.48441

- Nikolenko S., Archangelskaya E., Kadurin A.** Glubokoye obucheniye. Pogruzheniye v mir neyronnykh setey [Deep Learning. Dive into the world of neural networks]. St. Petersburg, Piter, 2018, 480 p. (in Russ.) ISBN 978-5-496-02536-2
- Shumsky S. A.** Mashinny intellekt. Ocherki po teorii mashinnogo obucheniya i iskusstvennogo intellekta [Machine intelligence. Essays on Machine Learning and Artificial Intelligence Theory]. Moscow, RIOR, 2020, 340 p. (in Russ.) ISBN 978-5-369-01832-3
- Williams A. E.** A Model for Artificial General Intelligence. *Artificial General Intelligence*, 2020, July. DOI 10.1007/978-3-030-52152-3_38
- Witbrock M. et al.** Knowledge Begets Knowledge: Steps towards Assisted Knowledge Acquisition in Cyc. In: Papers from the 2005 AAAI Spring Symposium on Knowledge Collection from Volunteer Contributors (KCVC). Stanford, California, March, 2005, pp. 99–105.
- Yu L.** A Developer's Guide to the Semantic Web. 2nd ed. Springer, 2014. ISBN 978-3-662-43796-4

Информация об авторе

Роман Викторович Душкин, директор по науке и технологиям

Information about the Author

Roman V. Dushkin, Chief science and technology officer

*Статья поступила в редакцию 01.06.2021;
одобрена после рецензирования 01.07.2021; принята к публикации 01.07.2021
The article was submitted 01.06.2021;
approved after reviewing 01.07.2021; accepted for publication 01.07.2021*