

УДК 004.055, 004.82, 510.62, 510.67 DOI
10.25205/2541-7517-2019-17-4-5-25

О задачном подходе в искусственном интеллекте

Е. Е. Витяев, С. С. Гончаров, Д. И. Свириденко

*Институт математики им. С. Л. Соболева СО
РАН Новосибирск, Россия*

*Новосибирский государственный университет
Новосибирск, Россия*

Аннотация

Обсуждается проблема интеграционного подхода к искусственному интеллекту. Анализируются содержание и положительные моменты интеграционного агентного подхода. Отмечается, что данный подход неявно следует задачному подходу. Приводятся ответы на вопросы, составляющие суть задачного подхода – откуда берутся задачи, что такое задача, что считать решением задачи. Обсуждается классификация интеллектуальных задач на прямые, обратные и гибридные задачи. Отмечается, что современный искусственный интеллект сосредоточен, главным образом, на решении прямых и обратных задач, оставляя вне поля своего внимания огромный и важный класс гибридных задач. Описывается теоретико-модельный подход к решению всего многообразия интеллектуальных задач, носящий название семантического моделирования. Анализируются достоинства предлагаемой концепции, в том числе, возможность гибкого сочетания при решении гибридных задач уже созданного в искусственном интеллекте инструментария. Обсуждается проблема создания «сильного» / «общего» искусственного интеллекта в рамках задачного подхода.

Ключевые слова

искусственный интеллект, экспертные системы, машинное обучение, нейронные сети, глубокое обучение, агентный подход, задачный подход, прямая, обратная и гибридная задача, «сильный» искусственный интеллект, вычислимость, аксиоматический и теоретико-модельный подход, семантическое моделирование

Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского научного фонда (проект № 17-11-01176)

Для цитирования

Витяев Е. Е., Гончаров С. С., Свириденко Д. И. О задачном подходе в искусственном интеллекте // Сибирский философский журнал. 2019. Т. 17, № 4. С.5–25. DOI 10.25205/2541-7517-2019-17-1-5-25

© Витяев Е. Е., Гончаров С. С., Свириденко Д. И., 2019

On the task approach to artificial intelligence

E. E. Vityaev, S. S. Goncharov, D. I. Sviridenko

Sobolev Institute of Mathematics SB Ras

Novosibirsk, Russian Federation

Novosibirsk State University

Novosibirsk, Russian Federation

Abstract

The authors discuss the problem of the integration approach to artificial intelligence, analyzing the content and positive aspects of the integration agent approach. It is noted that this approach implicitly follows the task approach. The paper gives answers to the questions that make up the essence of the task approach - where do the tasks come from, what is the task, what should be considered a solution to the problem. It also discusses the classification of intellectual problems into direct, inverse, and hybrid. It is noted that modern artificial intelligence focuses mainly on solving direct and inverse problems, leaving a huge and important class of hybrid problems outside its scope of attention. The paper describes the theoretical model approach to solving the whole variety of intellectual problems, called semantic modeling. It analyzes the advantages of the proposed conception, including the possibility of a flexible combination when solving hybrid problems of tools already created in artificial intelligence. It also discusses the problem of creating a “strong” / “general” artificial intelligence (AGI) in the framework of the task approach.

Keywords

artificial intelligence, expert systems, machine learning, neural networks, deep learning, agent-based approach, task approach, direct, inverse and hybrid task, “strong” artificial intelligence (AGI), computability, axiomatic and model-theoretic approach, semantic modeling

Acknowledgements

The study was supported by the Russian Science Foundation (project no. 17-11-01176) *For citation*

Vityaev E. E., Goncharov S. S., Sviridenko D. I. On the task approach in artificial intelligence // *Siberian Journal of Philosophy*, 2019, vol. 17, no. 4. p. 5–25. (in Russ.) DOI 10.25205/2541-7517-2019-17-1-5-25

Основным видом интеллектуальной деятельности человека является *решение задач*. Отсюда следует, что методологическая база любой научной или инженерной области должна включать в себя *задачный подход*, раскрывающий как структуру и содержание понятия «задача», так и структуру, а заодно и содержание процесса формулирования и решения задач. Далее мы будем считать, что целью задачного подхода является получение удовлетворительных ответов на следующие вопросы:

- Откуда берутся задачи?
- Почему и зачем нужно решать задачи?
- Что такое задача?
- Что значит решить задачу?
- Какие бывают задачи?
- Как и чем следует решать задачи?

Нужно отметить, что идея задачного подхода применительно к философии математики впервые была высказана акад. Ю. Л. Ершовым и его соавтором доктором филос. наук К. Ф. Самохваловым еще в середине 80-х гг. прошлого столетия [Ershov, Samokhvalov, 1984; 2007], обратившими внимание на исключительную важность для математики нахождения исчерпывающих ответов на вопрос: для решения каких задач предназначается та или иная математическая теория? В те же 80-е гг. задачный подход был успешно применен при создании логико-математической теории семантического программирования, базирующейся на понимании *вычислимости как формульной определенности* и ориентированной на анализ проблемы автоматического решения интеллектуальных задач с помощью компьютеров [Goncharov, Sviridenko, 1986; 1989; Гончаров, Свириденко, 2018а; Goncharov, Sviridenko, 2018; Гончаров, 2017; Гончаров, Свириденко, 2018б; 2018в]. В настоящей статье авторы предприняли попытку расширить область применения задачного подхода к *искусственному интеллекту* (далее – ИИ).

Как известно, несмотря на большие успехи ИИ, особенно в области машинного обучения, основным вопросом, обсуждаемым специалистами из самых различных областей науки вот уже более 60 лет, остается вопрос, с которого и начался ИИ: «Может ли машина “мыслить”?». Нетрудно видеть, что этот вопрос имеет самое непосредственное отношение к математической логике. Поэтому не удивительно, что в его обсуждении приняли самое активное участие не только специалисты в области ИИ, но и ученые, занимающиеся философией математики и математической логикой. Следует напомнить, что Тезис Черча «числовая функция вычислима тогда и только тогда, когда она частично рекурсивна» является не математическим фактом, а эмпирической гипотезой в том смысле, что Тезис допускает фальсификацию – если кто-то предъявит очевидный (т. е. принимаемый всеми!) пример функции, нарушающий приведенную выше эквивалентность, то Тезис Черча опровергается. Фактически вокруг возможности опровергнуть или подтвердить эту гипотезу и разгорелся основной спор, началу которого положил доклад Джона Маккарти, сделанный им в 1956 г. на конференции в Дартмутском университете [McCarthy, 1958]. Именно в этом докладе и был введен в обиход термин *Artificial Intelligence (Искусственный интеллект)*, под которым предлагалось понимать вычислительную машину, умеющую рассуждать так же разумно, как и человек. Вскоре все участники дискуссии разделились на две противоборствующие стороны: первые утверждают, что вычислительная машина может «мыслить», вторая – не может. И хотя дискуссия между этими сторонами затянулась более чем на 60 лет, окончательный ответ так до сих пор и не найден. По крайней мере, общепризнано, что истинный «машинный разум», в настоящее время называемый «*универсальным*» / «*сильным*» / «*общим*» ИИ (AGI), так пока и не появился. Тем не менее в процессе дискуссии были получены действительно ценные «по-

бочные» результаты – была развита теория и практика систем, основанных на знаниях, создано и развито декларативное программирование, начался и продолжается бурный рост машинного обучения [Нишант Шакла, 2019], в рамках которого создано большое число различных методов и инструментов (см., например: [Шолле, 2018]).

Следует отметить, что в попытках фактически опровергнуть Тезис Чер-ча большие надежды возлагались (и продолжают возлагаться до сих пор) на результаты теоретических исследований и практических экспериментов, в частности, по глубокому обучению, а также на исследования в области квантовых вычислений. Тем не менее, как уже было сказано, за 60-летнюю историю удовлетворительного ответа на вопрос «может ли машина “мыслить”?» так и не было получено. И причина здесь, похоже, в том, что либо сам вопрос сформулирован не совсем корректно, либо ответ на него ищется не там, где следует, либо то и другое.

Ситуация усугубляется еще и тем обстоятельством, что за годы существования ИИ проявилась тенденция значительной фрагментации направлений исследований в нем с претензией на исключительную самостоятельность этих направлений. Примерами могут служить такие области исследований, как машинное зрение, перевод и понимание естественных языков, робототехника. Многие специалисты высказывают оправданную озабоченность данным обстоятельством и ставят вопрос об объединении этих разрозненных областей на основе единого взгляда на ИИ. По этой причине в середине 90-х гг. появился интегральный подход к ИИ как к науке проектирования *рациональных агентов*, функционирующих в некоторой *среде* и взаимодействующих с ней [Рассел, Норвиг, 2007]. Однако для того, чтобы связать воедино накопленные в ИИ результаты в рамках этого подхода, потребовалось провести детальный анализ и последующую реорганизацию различных подходов к решению задач ИИ. Было признано, что исследования в области ИИ целесообразно проводить с привлечением других областей знаний.

Подход рациональных агентов оказался весьма эффективным и во многом себя оправдавшим. Предложенная этим подходом классификация агентов и сред позволила действительно взглянуть на разнообразие задач, решаемых ИИ, с единых позиций и систематизировать накопленные здесь знания. Однако при более тесном знакомстве с этим подходом бросается в глаза одно интересное обстоятельство – несмотря на то, что первичными понятиями подхода объявлены понятия «рациональный агент» и «среда», в терминах которых авторы подхода и пытаются объяснить единую природу задач ИИ и, тем самым систематизировать и объединить с единых позиций имеющиеся знания, основное внимание при его изложении уделяется все-таки детальному анализу решаемых задач и используемых для их решения методов и инструментов. По этой причине авторы агентного подхода вынуждены в процессе изложения детально обсуждать структуру и содер-

жание понятия «задача», а также структуру и содержание процесса решения задач и используемых при этом методов и инструментов. Таким образом, агентный подход в действительности неявно следует задачному подходу, основная идея которого заключается в том, что процесс познания должен осуществляться преимущественно в терминах «задача – решение задачи» и при обсуждении той или иной предметной области, помимо традиционных вопросов, касающихся полноты, непротиворечивости, истинности и т. п. используемых в этой области знаний, необходимо обязательно задаваться и главным вопросом – *а для решения каких задач предназначена та или иная теоретическая или эвристическая конструкция и используемый инструментарий?* В этом и состоит основной посыл задачного подхода – ориентировать и осуществлять становление и развитие той или иной области знаний, в терминах «задача – решение задачи».

Цель настоящей статьи – сформулировать основные положения задачно-го подхода применительно к ИИ, тем самым фактически уточняя и совершенствуя подход рациональных агентов. Изложение материала статьи будет в основном следовать тем вопросам, которые были сформулированы выше, и начнем мы с ответа на первый вопрос – откуда берутся интеллектуальные задачи?

Отвечая на этот вопрос, прежде всего отметим, что главная движущая сила развития человеческого общества – это непрерывное развитие человеческих потребностей, где под *потребностью* понимается нужда в чем-либо, необходимом для поддержания жизнедеятельности индивида, социальной группы, общества, внутренний побудитель активности. При этом процесс развития потребностей, включая появление новых или возрастание существующих, как правило, опережает реальные возможности их удовлетворения. Отсюда, на уровне идентификации и осмысления потребности человек может столкнуться с *противоречием* между идеальным представлением о самой потребности и желаемых свойствах способа ее удовлетворения и фактической возможностью, а также уровнем ее удовлетворения. При этом «идеальное представление о потребности» может пониматься в трех смыслах:

- как непосредственное ощущение и переживание человеком самой потребности (скажем, в виде отрицательной эмоции, спровоцированной голодом, жаждой и т. д.), для которой критерий ее удовлетворения имеет наиболее общий характер – сильный голод можно удовлетворить чем-то, например, сырым мясом, лишь бы это было съедобно;
- как возможность удовлетворения потребности, при наличии у человека некоторого опыта, разными способами и с разным качеством удовлетворения (сырое мясо, кафе, ресторан...), т. е. с использованием различных вариаций критерия удовлетворения потребности, в том числе, опираясь на разные материальные и эмоциональные затраты, необходимые для до-

стижения требуемого результата, что способно вызвать у человека *предвосхищение* возможности удовлетворить эту потребность (воспринимаемое, например, в случае голода как «аппетит»). При этом, заметим, потребность в удовлетворении голода ощущается человеком одновременно и как отрицательная эмоция от голода, и как эмоция аппетита. Таким образом, речь идет о *полезности*, включающей разные компоненты эмоциональной оценки результата;

- поскольку переживание потребности способно вызвать у человека предвосхищение (прогноз) некоторого «идеального» образа ее удовлетворения без учета каких-либо ограничений (что соответствует максимально-му варианту критерия удовлетворения, основанному на жизненном опыте человека, так как предвосхищать ощущение, которое мы реально не переживали, мы не можем), то такой образ может вызвать попытку найти либо принципиально *новый способ* удовлетворения потребности, которого ранее не было в опыте, либо попытаться как-то усовершенствовать или видоизменить уже существующий.

Именно осознание противоречия между «идеальным» и «реальным» и приводит к появлению задачи. Таким образом, противоречия и есть истинный источник задач, а желание решить задачу (почему и зачем нужно решать задачи, каковы последствия их решения) диктуется необходимостью преодолеть порождающие их противоречия.

Как показывает человеческий опыт, решение задач, индуцированных противоречием на уровне осознания потребностей, в общем случае осуществляется путем использования известных и / или новых *действий / функций*, исполнение которых в свою очередь базируется на известных и / или новых *принципах*, выполняемых либо применением имеющихся *шаблонов* (решений / процедур / алгоритмов / программ / технологий / систем), в том числе и по новому назначению, либо созданием новых решений. Необходимость находить новые действия или функции, принципы действия и решения либо искать новые применения уже существующим вновь может привести к возникновению противоречий между тем, чего хотелось бы и тем, что имеется в наличии. Естественно, что так возникающие противоречия становятся новым источником задач. И весь этот переход:

потребность → противоречие → задача → решение задачи → удовлетворение потребности путем осуществления найденного решения (*)

является тем фундаментальным механизмом, который во многом и определяет пути развития человечества. По сути, цепочка (*), при небольшом дополнении и уточнении, фактически представляет собой общую схему процесса решения задач, где чрезвычайно важную роль, как мы убедимся позже, играет этап формулировки задачи:

**идентификация потребности → выявление противоречия →
формулировка задачи → решение задачи → объяснение / обоснование
решения → реализация решения (**)**

Далее мы ограничимся обсуждением потребностей, проявляющихся в необходимости поиска ответов на *запросы*, относящиеся к той ли иной предметной области, обычно мыслимой и представляемой в виде некоторого-го ее описания в терминах некоторого языка. Заметим, что в этих запросах обязательно должен присутствовать критерий удовлетворения потребности, т. е. критерий решения задачи. Он может быть любым из трех, упомянутых выше. Формализованные описания предметных областей далее будем называть *моделями*, а противоречия, которые возникают в процессе поиска ответов на запросы, обращенные к моделям, будем называть *интеллектуальными задачами (и-задачи)*.

Как устроена и-задача и что значит «решить и-задачу»? Прежде чем ответить на эти вопросы, обратим внимание на следующее важное обстоятельство – согласно [Ершов, Самохвалов, 2007] «...мы *понимаем* задачу только тогда, когда ей сопоставили обоснованное чувство уверенности в том, что всякое состояние нашего сознания мы сумеем убедительным и безошибочным образом распознать как такое, когда решение найдено, или как та-кое, когда решение не найдено». Отсюда, если указанное в данной цитате условие не выполнено, то и-задача вообще не требует решения и тем самым фактически не является задачей, поскольку в этом случае любое состояние сознания можно считать ее решением. Чтобы прояснить и уточнить смысл данного важного замечания, рассмотрим в самом общем случае стандартный процесс постановки и компьютерного решения и-задачи. Этот процесс можно представлять себе следующим образом.

Имеется Некто (конечный пользователь), формулирующий запрос на некоем формализованном языке (скажем, на языке спецификации задач, на математическом языке или на языке программирования), и Решатель, имеющий в своем распоряжении модель предметной области, воспринимающий на своем входе запрос, а на выходе с использованием знаний, содержащихся в модели, генерирующий тексты, предлагая их в качестве ответов на запрос. Если Некто понимает, что ему нужно, то он должен быть в состоянии распознать очередной появившийся на выходе Решателя текст как истинный ответ на запрос, если он является таковым, или, другими словами, распознать правильность ответа. Предположим, что у нас уже есть некоторый текст, который предлагается вниманию Некто рассмотреть его в качестве ответа на запрос. Естественно, возникает вопрос – в каких случаях Некто этот текст действительно может считать правильным ответом? Очевидно, что для убежденности Некто в том, что это правильный ответ на запрос, к этому тексту должно быть приложено еще что-то, например, некий дополнительный текст, который можно рассматривать как «убедительное и безошибочное» *обоснование / объяснение*, т. е. изложение того,

почему предъявляемый текст следует считать правильным ответом на за-прос. Например, в математике принято считать, что «обоснованное чув-ство уверенности» в том, что данное изложение решения задачи действи-тельно является ее решением, возникает тогда, когда это изложение имеет форму *доказательства*. Тем самым, доказательство в математике предста-ет как один из вариантов *критерия наличия решения* задачи, т. е. как крите-рий для «распознавания, когда решение найдено или не найдено» (заметим, что доказательство не единственный критерий «решенности» в математи-ке, далее мы познакомимся с другим вариантом такого критерия). Если используемый нами критерий не требует учета каких-либо свойств тек-ста ответа и процедуры обоснования его «правильности», выступающих как определенные ограничения со стороны Некто, то будем называть та-кой критерий «*слабым*» *критерием осмысленности*. В программировании примером слабого критерия осмысленности может служить процедура ав-томатического тестирования правильности программы, в которой не ука-заны временные ограничения исполнения этой программ компьютером. Однако если такое ограничение есть, то речь уже идет о более «*сильном*» *критерии осмысленности*. Известно, что тестирование программ не может

в общем случае гарантировать отсутствие ошибок в них. Поэтому при ре-шении задачи определения безошибочности программы более убедитель-ным, например, выглядит критерий осмысленности, базирующийся либо на идее «правильности программы по построению», который для каждой программы требует предъявления обоснованного описания процесса ее написания, либо на идее автоматической верификации программ. Оче-видно, что для всех вариантов критерия осмысленности – и тестирования, и правильности по построению, и верификационного критерия исходная *цель* одна и та же – убедиться в «правильности» программы (в более об-щем случае убедиться в том, что данная программа удовлетворяет опре-деленному набору свойств). Тем не менее нетрудно видеть, что, выбирая разные критерии осмысленности, мы имеем дело с разными задачами, хотя и близкими по постановке. Отсюда вывод – когда идет речь о запросах, ошибочность ответов на которые может привести к серьезным послед-ствиям, предпочтителен тот критерий осмысленности, который способен продемонстрировать более «убедительную правильность» ответа. Други-ми словами, предпочтителен наиболее «сильный» критерий осмысленно-сти. Именно по этой причине столь большую роль как в математике, так и в других разделах знаний, в том числе и в ИИ, играет *логика*, имеющая своим предметом изучения именно убедительность и обоснованность по-строения ответов на запросы.

Из всего выше сказанного вытекает, что интеллектуальная задача *осмыс-ленна* тогда и только тогда, когда мы имеем *критерий «решённости»*, с по-мощью которого мы всегда в состоянии для каждого предъявляемого от-вета на запрос определить – является ли этот ответ решением или нет (т. е. решение найдено или нет). Таким образом, полученный ответ действитель-но является решением задачи только в том случае, если *формулировка зада-чи* предусматривает и включает в себя не только сам *запрос*, обращенный к *модели* предметной области, и *ограничения*, выступающие как *контекст* запроса, но и *критерий «решенности»* задачи, позволяющий обоснованно

считать, что предъявляемый ответ действительно является решением задачи. Такой критерий позволяет не только определять – является ли ответ на вопрос решением задачи или нет, но и существенно проясняет, уточняет и одновременно фиксирует *смысл (семантику)* запроса, поскольку необходимость формулировки критерия заставляет исследователя сосредоточить свое внимание на том, с какой же *целью* формулируется этот запрос, тем самым подчеркивая важность *контекста* рассмотрения запроса и условий поиска ответов на него. Именно совместное формулирование *запроса, модели предметной области, критерия «решенности»*, а также *контекста*, включая *цель* поиска ответа на запрос, во многом определяет как смысл и содержание самого запроса, который требует ответа, так и процесс поиска этого ответа.

Итак, анализируя понятие задачи, мы обнаруживаем, что оно является *многокомпонентным*, и при этом присутствие каждой из компонент в формулировке задачи весьма желательно, а некоторых даже необходимо, поскольку их отсутствие и есть та основная причина, которая усложняет и затрудняет эффективное ее решение. Важность присутствия в формулировке задачи хорошо структурированной, адекватной и развитой модели предметной области достаточно очевидна. Также желательно при формулировке задачи учитывать результаты ее *контекстного анализа*, поскольку в процессе изучения контекста задачи мы можем получить весьма важную информации для успешного ее решения. По этой причине, прежде чем окончательно зафиксировать формулировку запроса и приступить к поиску ответа на него, желательно предварительно ответить на вопросы «почему появился этот запрос?» и «зачем он нужен?». Сразу отметим, что эти вопросы существенно различаются по своему назначению – первый предполагает ответ, касающийся истории происхождения и причин появления запроса, второй же вопрос относится уже к цели, обоснованию необходимости и последствий реализации ответа на запрос. И наконец, присутствие цели в формулировке задачи дает возможность более точно понимать, что же есть результат решения задачи, какими свойствами он должен обладать и что делать, если результат окажется отрицательным.

Далее, принимая во внимание все вышесказанное, будем считать, что мы имеем дело с задачей только в том случае, когда в ее формулировке присутствуют указания или описания того:

- к какой предметной области относится наш запрос и что мы знаем об этой предметной области, зафиксированной в виде ее *модели* (сигнатура и структура языка описания предметной области, термины и понятия, исходные данные, факты, правила и гипотезы);
- на какой запрос, относящийся к предметной области, мы должны получить ответ;

- в каком случае можно считать, что запрос будет удовлетворен (снят), т. е. *критерий удовлетворения запроса*;
- в каком *контексте* следует искать ответ на запрос, в том числе, какую *цель* мы преследуем, решая задачу, т. е. что мы ожидаем от *результата*, который получим, решив задачу, каковы *последствия* решения задачи и что делать, если ответ окажется отрицательным.

Обсудив ответы на вопросы «что такое задача?» и «что значит решить задачу?», перейдем к поиску ответа на вопрос – «какие бывают интеллектуальные задачи?». Оказывается, ответ на этот вопрос во многом зависит от того, что из себя представляет модель предметной области.

Как уже было упомянуто выше, модель представляет собой формальное описание знаний о предметной области, которыми располагают Постановщик задачи и Решатель. Заметим, что до сих пор отсутствует единое и согласованное представление о том, на каком языке и как строить такие модели, что в них включать и как использовать на практике. Учитывая же исключительную важность наличия адекватной модели предметной области для успешного решения задачи, естественно, возникает необходимость в систематизации и осмыслении как теоретического, так и практического опыта по построению таких моделей с целью выработать некий единый подход к построению моделей. Один из возможных вариантов решения данной проблемы обсуждается в работах [Palchunov, 2008; Palchunov et al., 2011; Palchunov, Stepanov, 2013; Palchunov et al., 2016], где была предложена *4-х уровневая модель предметной области*, включающая в себя оценочные знания, прецеденты, общие знания и онтологию предметной области. Опираясь на это представление модели и с учетом наполнения ее структурных элементов, можно предложить классификацию и-задач, включающую в себя *прямые, обратные и гибридные и-задачи*.

К *прямым и-задачам* будем относить задачи, у моделей предметных областей которых оценочных, общих и онтологических знаний (без привлечения прецедентов) вполне достаточно для того, чтобы получить на запрос необходимый ответ, удовлетворяющий критерию решенности:



(управление/принятие решений/...)

Обратными *и-задачами* (задачами машинного обучения, индуктивного вывода) будут задачи, у которых все структурные элементы модели, кроме прецедентов, либо отсутствуют, либо их явно недостаточно для получения ответа на запрос. Поэтому, чтобы получить удовлетворительное решение такой задачи, опираясь на наличие прецедентов, необходимо предварительно провести (глубокий) анализ этих прецедентов с тем, чтобы попытаться извлечь из них *нечто* (обычно в виде *правил* или *гипотез*), с помощью чего можно было бы попытаться получить ответ на запрос. Опыт решения та-ких задач показывает, что для этого нужно, во-первых, иметь достаточно представительный набор прецедентов (то, что принято сейчас называть Big Data), а, во-вторых, учитывать то обстоятельство, что извлекаемое нечто будет фактически являться лишь возможной *аппроксимацией* настоящих знаний о предметной области. Однако если при этом подобные аппроксимации позволяют получать ответ, удовлетворяющий критерию решенности, то вполне естественно считать их неким вероятностным аналогом реальных знаний о предметной области, т. е. гипотезами.



(обучение/прогнозирование/предсказание/...)

И наконец, к *гибридным и-задачам* мы будем относить те задачи, у которых структурные элементы их моделей обладают тем свойством, что только при совместном использовании всех элементов моделей можно получить ответ, удовлетворяющий критерию решенности.



Следует отметить, что это один из самых распространенных и в то же время сложнейших типов задач, решаемых человеком. Хорошим примером может служить задача управления или принятия решений, которая, как правило, носит отчетливый гибридный характер. Так, скажем, при проектировании управляющих экспертных систем, как показал опыт их создания, требуется и решение задачи интерпретации, и задачи диагностирования, и текущего контроля, и планирования, и прогнозирования, и исправления нарушений, и т. д.

Что же касается ИИ в целом, то к настоящему времени он достаточно успешно справляется с решением как прямых (символический ИИ), так и обратных задач (машинное обучение). Но, к сожалению, решение собственно гибридных задач пока находится на периферии его интересов, хотя, как было сказано выше, это наиболее важный и распространенный класс задач. И тому есть объяснение – сложность и масштабность гибридных задач, а также отсутствие адекватного инструментария их решения – как теоретического, так и практического. Однако, не развивая теорию и практику решения гибридных задач, невозможно, например, правильно сформулировать проблематику «сильного»/ «общего» ИИ (AGI), поскольку очевидно, что любая AGI-система должна быть в состоянии автоматически идентифицировать тип задачи с тем, чтобы подобрать соответствующий инструмент и приступить к ее решению:



В связи с вышесказанным встает вопрос – в каких терминах, как формулировать и решать гибридные задачи?

Отметим, что до сих пор, обсуждая решение и-задач, мы не затрагивали проблему устройства модели вычислений, используемой Решателем. По мнению авторов, именно этот аспект проблемы автоматизации решения и-задач будет являться одним из ключевых в случае гибридных задач. Под-

тверждением этому тезису служит опыт использования для решения и-задач так называемых *императивных* языков программирования.

Напомним, что особенностью подобных языков является то, что их использование влечет за собой обязательное разделение данных и операций над данными, которое, в свою очередь, автоматически приводит к *разрушению* и *потере исходной семантики* задачи. Чтобы компенсировать потерю семантических аспектов задачи, на практике прибегают к использованию больших неструктурированных или плохо структурированных данных с тем, чтобы попытаться с их помощью восстановить семантику решаемой задачи, т. е. решая обратную и-задачу. Возникает порочный круг – при императивном программировании мы вначале разрушаем исходную семантику и-задачи с тем, чтобы потом попытаться ее восстановить в виде неких аппроксимаций!

Чтобы избежать подобных коллизий помимо императивных языков программирования в ИИ активно используются так называемые *декларативные* языки [Зюзысов, 2003; McGinnis, 2016], каковыми являются *функциональные* [Эмерик и др., 2015; Уилл, 2019] и *логические* [Inductive Logic..., 2017; Logic Programming..., 2017] языки программирования, позволяющие формулировать задачи в виде почти математических утверждений. В отличие от императивного подхода, базирующегося на *фон-неймановской модели вычислений*, в декларативном подходе используется другая, *аксиоматическая модель вычислений*. Общая схема формулирования и решения и-задачи в этой модели сводится к:

- формальной спецификации предметной области задачи в виде конечного набора аксиом (равенств в функциональном программировании и хорновых дизъюнктов – в логическом);
- к написанию запроса и заданию его параметров в виде логической формулы;
- вычислению значений данного запроса путем вывода запроса-формулы как теоремы из вышеупомянутой системы аксиом.

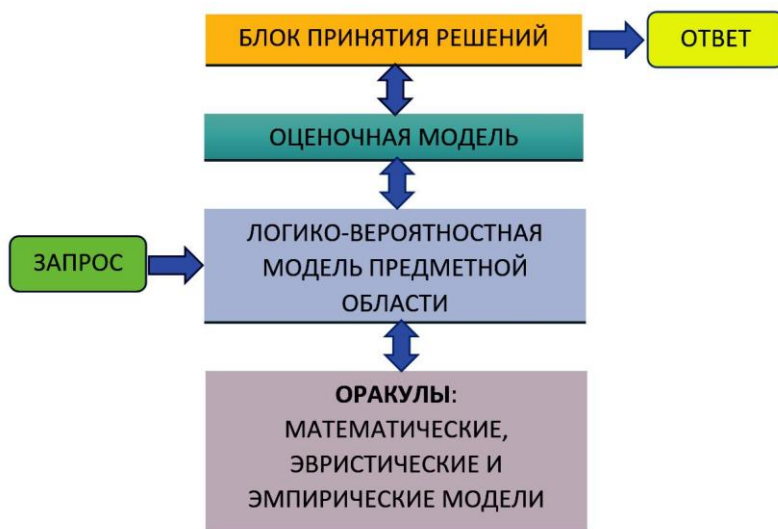
Таким образом, ключевой идеей декларативного подхода является то, что модель задачи в нем задается как аксиоматическая теория, а вычисления представляют собой вывод в этой теории. Заметим, что у аксиоматического подхода есть одна особенность, которая может помешать этому. Она касается достаточно слабой выразительной силы используемых формализмов, что влечет за собой необходимость учитывать излишне большое число ограничений, накладываемых на используемые аксиоматические теории, выступающих в качестве моделей предметных областей с тем, чтобы повысить эффективность процедуры вывода. Понятно, что чем сильнее выразительные возможности используемого формализма, тем меньше ограничений накладывается на допустимые способы описания модели, а значит,

тем проще пользователю формулировать задачу. При аксиоматическом подходе имеет место обратное – чем меньше ограничений мы накладываем на теорию, тем менее эффективным будет алгоритм организации поиска вывода. Данное обстоятельство заставляет сторонников декларативного программирования искать разумный компромисс между удобством и выразительностью используемых языков и их эффективностью. Такой поиск может осуществляться либо в рамках существующей парадигмы, что маловероятно, либо в ее критическом осмысливании и, возможно, создании новой парадигмы. О такой парадигме, носящей название «семантическое моделирование», и пойдет далее речь.

В семантическом моделировании в качестве концептуальной основы процесса машинного решения задач выбран теоретико-модельный подход, базирующийся на формульной определимости вычислимости на конструктивных моделях [Ершов, 2000]. При этом процесс вычисления мыслится как процесс проверки истинности формулы. С положениями самой концепции и ее математической части можно познакомиться в работах [Goncharov, Sviridenko, 1986; 1989; Гончаров, Свириденко, 2018a; Goncharov, Sviridenko, 2018; Гончаров, 2017; Гончаров, Свириденко, 2018б]. Здесь же нам понадобится следующая информация. Во-первых, семантическое моделирование исходит из того, что изначально предполагается наличие базового Решателя, ядром которого является конструктивная многосортная модель M вместе со своей списочной надстройкой $HW(M)$, состоящей из наследственно-конечных списков, порожденных элементами модели M . Во-вторых, важно отметить, что некоторые предикаты Решателя могут обладать статусом оракулов, что имеет чрезвычайно важное значение при решении гибридных задач, поскольку оракулы могут мыслиться как некие внешние Решатели, осуществляющие поиск ответа на обращенный к ним запрос с использованием моделей различной природы и содержания, например, некой нейронной сети. Использование относительной вычислимости в виде механизма *оракулов* позволяет создавать целые иерархии логико-вероятностных моделей, что дает возможность применять *оператор декомпозиции* в случае решения сложных и масштабных гибридных задач, разбивая задачу на подзадачи. В свою очередь, создаваемые логико-вероятностные модели могут сами оказаться подмоделями более общих моделей и тем самым играть роль оракулов. Подобная возможность выстраивать иерархии моделей, состоящих из набора моделей проблемных областей и используемых внешних Решателей, позволяет проектировать и создавать сложные многоуровневые системы искусственного интеллекта, моделирующие процесс решения человеком сложных и масштабных задач. Подобная логико-вероятностная модель (см. схему ниже), обрабатывая запрос, в случае необходимости обращается к своим оракулам и, получая от них ответы, генерирует варианты возможных ответов. Эти ответы поступают на вход в оценочную модель,

которая, пользуясь различными критериями (последствия, риски, ресурсы, полезность, формальные аналоги эмоциональных оценок и т. п.), выставляет оценки сгенерированным вариантам ответов и передает их блоку принятия решений, который и делает окончательный выбор ответа.

Здесь же отметим, что опыт решения реальных задач показал, что на практике вполне можно ограничиться классом так называемых Δ_0 -формул и Δ_0 -термов, при написании которых разрешается использовать только ограниченные кванторы существования и всеобщности. Важно отметить, что подобное ограничение позволяет, кроме того, ограничиться вычислениями заданной, например, полиномиальной сложности [Гончаров, Свириденко, 2018в]. В целом практика показала, что подобный теоретико-модельный подход позволяет вполне адекватно отразить и полностью сохранить исходную семантику задачи. Именно поэтому он называется *семантическим моделированием*.



В заключение заметим, что в семантическом моделировании допускается использование в качестве истинностных значений не только таких значений, как ИСТИНА и ЛОЖЬ, но и других – например, НЕОПРЕДЕЛЕНО. Более того, в качестве множества истинностных значений можно использовать *булевозначные алгебры*.

В настоящее время концепция семантического моделирования получила свое воплощение в целой серии теоретических и прикладных работ [Vityaev, 2015; 2008; Martynovich, Vityaev, 2016; Vityaev, Martynovich, 2015; Витяев, Непуюков, 2014; Витяев, Мартынович, 2015; 2017]. Продолжается дальнейшее

развитие ее теоретических и прикладных аспектов, в том числе, в направлении создания практических технологий семантического моделирования и их адаптации применительно к особенностям различных конкретных проблемных областей – решение роевых задач, ритейл, финтех, медицина, техника, умные контракты и кошельки, криптоэкономика, ТРИЗ и др. [Свириденко, Сибиряков, 2017а; 2017б]. Одним из главных направлений развития семантического моделирования в настоящее время является его применение к проблемам решения гибридных задач:



При этом упор делается на технологиях, которые базировались бы на исходной семантике решаемой и-задачи и тем самым позволяли бы не только автоматически синтезировать семантически обусловленное и понятное человеку ее решение, но и *автоматически адаптироваться* к изменению условий решения этой задачи. Ряд таких перспективных технологий, как эвристических, так и основанных на оригинальных математических результатах, обобщающих логико-математический и вероятностный анализ формальных понятий, уже созданы и используются на практике. При этом полученные результаты позволили не только создавать эффективные методы решения широкого спектра гибридных задач, но и, что очень важно для создания AGI-систем, приступить к решению проблемы *самообучения* систем ИИ. И здесь чрезвычайно полезным могут оказаться идеи из когнитивных наук о человеке, к которым задачный подход также применим, о чем пойдет речь в следующей статье авторов.

Список литературы / References

- Витяев Е. Е., Мартынович В. В.** Формализация «естественной» классификации и систематики через неподвижные точки предсказаний // Сибирские электронные математические известия (Siberian Electronic Mathematical Reports) Институт математики им. С. Л. Соболева СО РАН, 2015. Т. 12. С. 1006–1031.
- Vityaev E. E., Martynovich V. V.** Formalizatsiya «estestvennoi» klassifikatsii i sistematiki cherez nepodvizhnye tochki predskazanii [Formalization of the “natural” classification and taxonomy through fixed points of predictions]. *Siberian Electronic Mathematical Reports*. S. L. Sobolev Institute of Mathematics of the SB RAS, 2015, vol. 12, p. 1006–1031. (in Russ.)
- Витяев Е. Е., Мартынович В. В.** Прозрачное глубокое обучение на основе вероятностных формальных понятий в задаче обработки естественного языка // Известия ИГУ. Серия: Математика. 2017. Т. 22. С. 31–49.
- Vityaev E. E., Martynovich V. V.** Prozrachnoe glubokoe obuchenie na osnove veroyatnostnykh formalnykh ponyatii v zadache obrabotki estestvennogo ya-zyka [Transparent profound learning based on probabilistic formal concepts in the task of processing natural language]. *Izvestiya ISU [News of ISU. Series: Mathematics]*, 2017, vol. 22, p. 31–49. (in Russ.)
- Витяев Е. Е., Неупокоев Н. В.** Формальная модель восприятия и образа как неподвижной точки предвосхищений // Подходы к моделированию мышления: Сб. / Под ред. д.ф.-м.н. В. Г. Редько. М.: УРСС Эдиториал, 2014. С. 155–172.
- Vityaev E. E., Neupokoev N. V.** Formalnaya model vospriyatiya i obraza kak nepodvizhnoi tochki predvoskhishchenii [Formal model of perception and im-age as a fixed point of anticipation]. In: *Podkhody k modelirovaniyu myshleni-ya [Approaches to the Modeling of Thinking]* (a collection edited by Doctor of Physical and Mathematical Sciences V. G. Redko). Moscow, URSS Editorial, 2014, p. 155–172. (in Russ.)
- Гончаров С. С.** Условные термы в семантическом программировании // СМЖ. 2017. Т. 58, № 5. С. 1026–1034.
- Goncharov S. S.** Uslovnnye termu v semanticheskom programmirovanii [Con-conditional terms in semantic programming]. *Siberian Mathematical Journal*, 2017, vol. 58, no. 5, p. 1026–1034. (in Russ.)
- Гончаров С. С., Свириденко Д. И.** Семантическое моделирование и искусственный интеллект // Сибирский философский журнал. 2018а. Т. 16, № 4. С. 5–25.
- Goncharov S. S., Sviridenko D. I.** Semantic Modeling and Artificial intelligence. *The Siberian Journal of Philosophy*, 2018a, no. 4, p. 5–25. (in Russ.)
- Goncharov S. S., Sviridenko D. I.** Semantic modeling and hybrid models. 2018 Siberian Symposium on Data Science and Engineering (SSDSE). Novosibirsk, Russia, 2018.

- Гончаров С. С., Свириденко Д. И.** Рекурсивные термы в семантическом программировании // СМЖ. 2018б. Т. 59, № 6. С. 1279–1290.
- Goncharov S. S., Sviridenko D. I.** Rekursivnye termy v semanticheskom pro-grammirovanii [Recursive terms in semantic programming]. *Siberian Mathe-matical Journal*, 2018b, vol. 59, no. 6, p. 1279–1290. (in Russ.)
- Гончаров С. С., Свириденко Д. И.** Логический язык описания полиноми-альной вычислимости // Доклады РАН, 2018в. Т. 485, № 1. С. 11–14.
- Goncharov S. S., Sviridenko D. I.** Logicheskii yasyk opisaniya polinomial-noi vychislivosti [Logical language of polynomial computability description]. *Doklady PAN [RAS Reports]*, 2018c, vol. 485, no. 1, p. 11–14. (in Russ.)
- Ершов Ю. Л.** Определимость и вычислимость. Новосибирск: Научная кни-га, 2000. 316 с.
- Ershov Y. L.** Opredelimosť i vychislivost [Definability and computability]. Novosibirsk, Nauchnaya kniga Publ., 2000. 316 p. (in Russ.)
- Ершов Ю. Л., Самохвалов К. Ф.** О новом подходе к философии математики // Структурный анализ символьных последовательностей: Сб. науч. тр. Новосибирск, 1984. Вып. 101. С. 141–148.
- Ershov Y. L., Samokhvalov K. F.** A new approach to the philosophy of mathe-matics In: Structural analysis of symbolic sequences (Computer systems: issue 101). Novosibirsk, 1984, p. 141–148. (in Russ.)
- Ершов Ю. Л., Самохвалов К. Ф.** Современная философия математики: не-домогания и лечение. Новосибирск: Параллель, 2007. 142 с.
- Ershov Y. L., Samokhvalov K. F.** Contemporary philosophy of mathematics: indisposition and therapy. Sobolev institute of mathematics SD RAS. Novosi-birsk, Paralell Publ., 2007, 142 p. (in Russ.)
- Зюзысов В. М.** Математическое введение в декларативное программирова-ние: Учеб. пособие. Томск: Изд-во ТГУ, 2003. 83 с.
- Zyuzysov V. M.** Matematicheskoe vvedenie v deklarativnoe programmirovanie: Uchebnoe posobie [Mathematical Introduction to Declarative Program-ming: a Tutorial]. Tomsk, TSU Publ., 2003. (in Russ.)
- Нишант Шакла.** Машинное обучение & TensorFlow. СПб.: Питер, 2019. 336 с. **Nishant Shakla.** Mashinnoe obuchenie & TensorFlow [Machine Learning & TensorFlow]. St. Petersburg, Piter Publ., 2019. (in Russ.)
- Рассел С., Норвиг П.** Искусственный интеллект. Современный подход. 2-е изд. М.: Вильямс, 2007. 1408 с.
- Russell S., Norvig P.** Artificial intelligence. Modern approach. 2nd ed. Mos-cow, Williams Publ., 2007. (in Russ.)
- Свириденко Д. И., Сибиряков В. Г.** ТРИЗ-теория решения инновацион-ных задач: Ч. 1. Что такое инновационная задача. Сибирская финансовая школа. Менеджмент и инновации. 2017а. № 3/122. С. 26–35.
- Sviridenko D. I., Sibiryakov V. G.** TRIZ-teoriya resheniya innovatcionnyh zadach. Chast 1: [TRIZ-Theory of Innovative Problems Solution: Part 1: How

- to solve innovative problems: the development of the concept of innovation]. *Siberian Financial School. Innovations*, 2017a, no. 3/122, p. 26–35. (in Russ.)
- Свириденко Д. И., Сибиряков В. Г.** ТРИЗ-теория решения инновационных задач: Ч. 2. Как решать инновационные задачи: разработка концепции инновации. Сибирская финансовая школа. Инновации. 2017б. № 4/123. С. 21–37.
- Sviridenko D. I., Sibiryakov V. G.** TRIZ-teoriya resheniya innovatcionnyh zadach. Chast 2: Chto takoe innovatcionnaya zadacha [TRIZ-Theory of Innovation Solutions: Part 2. What is an Innovative Task]. *Siberian Financial School. Management and Innovation*, 2017b, no. 4/123, p. 21–37. (in Russ.)
- Уилл К.** Программируй на HASKELL. М.: ДМК-Пресс, 2019. 648 с.
- Will K.** Programmirui na HASKELL [Program on HASKELL]. Moscow, DMK-Press, 2019. (in Russ.)
- Шолле Ф.** Глубокое обучение на R. СПб.: Питер, 2018. 400 с.
- Cholle F.** Glubokoe obuchenie na R. [Deep learning on R.]. St. Petersburg, Piter Publ., 2018. (in Russ.)
- Эмерик Ч., Карпер Б., Гранд К.** Программирование на Clojure. М.: ДМК-Пресс, 2015. 816 с.
- Emerick C., Carper B., Grand C.** Programmirovaniye na Clojure [Programming Clojure]. Moscow, DMK-Press, 2015. In Russ.)
- Balduccini M., Janhunen T.** (eds.) Logic Programming and Nonmonotonic Reasoning. In: *Lecture Notes in Computer Science*. Springer, 2017, 363 p.
- Cussens J., Russo A.** (eds.) Inductive Logic Programming. In: *Lecture Notes in Computer Science*. Springer, 2017, 147 p.
- Goncharov S. S., Sviridenko D. I.** Theoretical aspects of Σ -programming. *Lecture Notes in Computer Science*, 1986, vol. 215, p. 169–179.
- Goncharov S. S., Sviridenko D. I.** Σ -programming / Transl., II. Ser., Am. Math. Soc., 1989, vol. 142, p. 101–121.
- Martynovich V. V., Vityaev E. E.** Recovering Noisy Contexts with Probabilistic Formal Concepts. Proceedings of the 2nd International Workshop on Soft Computing Applications and Knowledge Discovery (SCAKD 2016). Moscow, Russia, July 18, 2016. CEUR Workshop Proceedings, vol. 1687, p. 24–35.
- McCarthy J.** Programs with common sense In: *Proceeding of the Symposium on Mechanization of Thought Processes*, 1958, vol. 1, p. 77–84.
- McGinnis T.** Imperative vs Declarative Programming. 2016, July 13. URL: <https://tylermcginnis.com/imperative-vs-declarative-programming/>
- Palchunov D.** Solution of the problem of information retrieval based on ontology. *Business informatics*, 2008, no. 1 (3), p. 3–13.
- Palchunov D., Stepanov P.** The application of model-theoretical methods for the extraction of ontological knowledge in the subject area of information security. *Software engineering*, 2013, no. 11, p. 8–16.

- Palchunov D., Yachyaeva G., Hamutskaya A.** The information risk management software RISK PANEL. *Программная инженерия*, 2011, no. 7, p. 29–36.
- Palchunov D., Yakhyaeva G., Dolgusheva E.** Conceptual methods for identifying needs of mobile network subscribers. *CEUR Workshop Proceedings 13*. «CLA 2016 – Proceedings of the 13th International Conference on Concept Lattices and Their Applications», 2016, p. 147–160.
- Vityaev E. E.** Principals of brain activity, contained in the functional systems theory P. K. Anokhina and emotional theory of P. V. Siminova. *Neuroinformatics*, 2008, vol. 3 (1), p. 25–78.
- Vityaev E. E.** Purposefulness as a Principle of Brain Activity. Anticipation: Learning from the Past, M. Nadin (ed.). *Cognitive Systems Monographs*. Springer, 2015, vol. 25, ch. 13, p. 231–254.
- Vityaev E. E., Martinovich V. V.** Probabilistic Formal Concepts with Negation. A. Voronkov, I. Virbitskaite (eds.): *PCI 2014, LNCS 8974*, 2015, p. 385–399.

Сведения об авторах / Information about the Author

Витяев Евгений Евгеньевич, доктор физико-математических наук, ведущий научный сотрудник Института математики им. С. Л. Соболева СО РАН, Новосибирск (пр. Акад. Коптюга, 4, 630090, Россия), профессор кафедры дискретной математики и информатики Новосибирского государственного университета (ул. Пирогова, 1, Новосибирск, 630090, Россия)

Evgeny E. Vityaev, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Leading researcher, Sobolev Institute of mathematics SB RAS (4 Koptyug Ave., Novosibirsk, 630090, Russian Federation), Professor, Department of Discrete Mathematics and Computer Science, Novosibirsk State University (1 Pirogov Str., Novosibirsk, 630090, Russian Federation)

vityaev@math.nsc.ru

Гончаров Сергей Савостьянович, доктор физико-математических наук, академик РАН, директор Института математики им. С. Л. Соболева СО РАН, Новосибирск (пр. Акад. Коптюга, 4, 630090, Новосибирск, Россия), заведующий кафедрой дискретной математики и информатики Новосибирского государственного университета (ул. Пирогова, 1, Новосибирск, 630090, Россия)

Sergey S. Goncharov, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Academician of the Russian Academy of Sciences, Director of the Sobolev

Institute of mathematics SB RAS, Novosibirsk (4 Koptyug Ave., 630090, Novosibirsk, Russian Federation), Head of the Department of Discrete Mathematics and Computer Science, Novosibirsk State University (1 Pirogov Str., Novosibirsk, 630090, Russian Federation)

gonchar@math.nsc.ru

Свириденко Дмитрий Иванович, доктор физико-математических наук, советник директора Института математики им. С. Л. Соболева СО РАН, Новосибирск (пр. Акад. Коптюга, 4, Новосибирск, 630090, Россия), профессор кафедры общей информатики Новосибирского государственного университета (ул. Пирогова, 1, 630090, Новосибирск, Россия)

Dmitry Iv. Sviridenko, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Advisor to the Director of the Sobolev Institute of mathematics SB RAS, Novosibirsk (4 Koptyug Ave., Novosibirsk, 630090, Russian Federation), Professor, Department of General informatics, Novosibirsk State University (1 Pirogov Str., Novosibirsk, 630090, Russian Federation)

dsviridenko47@gmail.com