Автоматизированный синтез когнитивной модели на основе анализа больших данных и глубокого обучения

А.Н. Райков

Институт проблем управления РАН, Институт философии РАН

alexander.n.raikov@gmail.com

Аннотация

Когнитивное моделирование позволяет учитывать одновременно денотативные (формализованные, вещные) и сигнификативные (когнитивные, мыслительные, эмоциональные) семантики. Такое моделирование позволяет уникальным образом, достаточно быстро и всесторонне отразить особенности возникшей проблемы, поддержать принятие правильного решения. Для обеспечения целостности когнитивной модели, учета наиболее полного объема информации, ускорения моделирования и роста его адекватности в настоящей работе предлагается проводить автоматическую верификацию (проверку) когнитивной модели на основе анализа Больших Данных. Также рассматривается возможность осуществлять автоматизированный синтез когнитивных моделей. В работе применяются методы глубокого обучения, теории категорий, а также авторский конвергентный подход к управлению и поддержке решений. Экспериментально показаны достаточно высокие показатели качества глубокого обучения и точности автоматического распознавания элементов когнитивных моделей (93%), что может служить весомой гарантией плодотворности предлагаемых решений. Предлагаются направления перспективных исследований, в частности, охватывающие методы квантовых семантик.

Ключевые слова: большие данные, глубокое обучение, квантовая семантика, когнитивное моделирование, конвергентный подход

1. Введение

Как правило, когнитивная модель неотчуждаема от построившей ее группы людей (экспертов, команды, менеджеров). Такая модель позволяет команде быстро, уникальным образом и всесторонне отразить особенности неожиданно возникшей или давно созревшей проблемы, удобна для поддержки политических решений, оценки целесообразности запуска инновационных проектов, формирования идей и замыслов.

Когнитивное моделирование помогает ответить на вопросы типа «Почему?», «Что будет, если …?» и «Что надо сделать, чтобы ...?» при большой неопределенности ситуации. Если для одного типа вопросов необходимо решение прямой задачи, то для более сложных случаев — обратной. Прямая задача решается обычно синхронным суммированием значений импульсов в узлах когнитивного графа. Для решения обратной задачи, как показано в работе [1], удобно применять эволюционные вычисления, например, генетический алгоритм. Он помогает найти несколько адекватных локальных решений, из которых лидер команды выбирает наиболее подходящее с учетом его личной осведомленности и интересов.

Когнитивное моделирование характеризуется оперативностью. Например, модель можно построить за время проведения совещания, в том числе сетевого, за 2–3 часа. Вместе с тем это моделирование сопровождается риском упущения отдельных параметров

ситуации (факторов и их взаимосвязей), и, следовательно, риском получения неадекватной модели и решения. Эти риски порождаются возможным отсутствием у участников моделирования всей необходимой информации, высокими требованиями к скорости принятия решения, предвзятостью отдельных участников принятия решения и пр.

В работе [2] для учета наиболее полного объема информации, а также одновременно ускорения моделирования и роста адекватности моделей, предложено проводить автоматическую верификацию (проверку) когнитивной модели на специально подобранном массиве документов с применением методов анализа больших данных. Показана плодотворность подхода, в том числе для очистки и формирования больших данных под определённую тематику.

Вместе с тем всегда остается открытым вопрос учета когнитивных семантик, поскольку они характеризуются принципиальной неформализуемостью и латентностью. Вопрос оперативности также нуждается в дополнительных решениях, что, по-видимому, лежит в плоскости автоматизации синтеза когнитивных моделей, в том числе, с учетом когнитивных семантик. В настоящей работе рассматривается подход к получению ответов на эти вопросы на основе применения методов глубокого обучения [3], а в перспективе — квантовых семантик [4].

2. Когнитивная поддержка решения

Когнитивное моделирование является частью группового процесса обсуждения и принятия решения возникшей проблемы. Весь процесс принятия решения может быть проиллюстрирован рисунком 1. Подразумевается наличие модератора-аналитика и экспертов (участников). Первый формирует запрос в виде открытой анкеты участникам, которые отвечают на вопросы, дают комментарии и формируют балльные оценки по заданным шкалам. Ответы используются для построения дерева целей и собственно когнитивной модели. На когнитивной модели решается прямая и обратная задачи, выбирается подходящий сценарий и план действий.

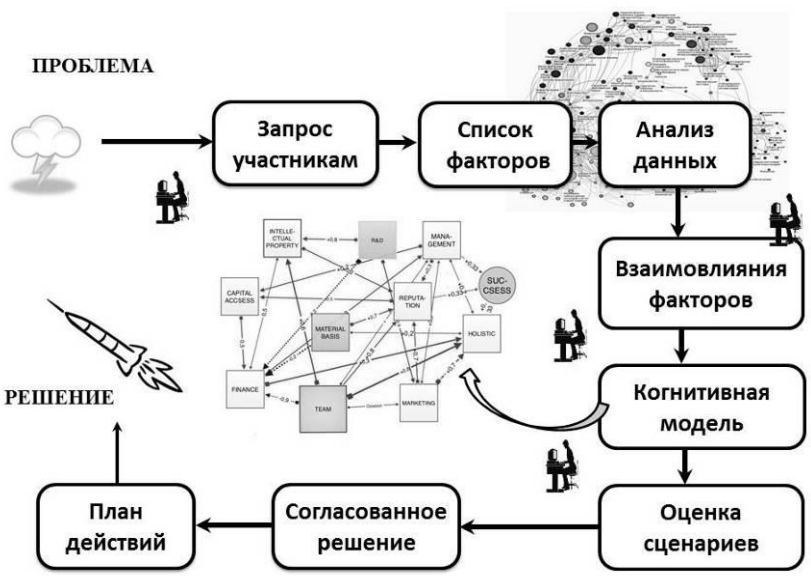

Рис. 1. Процесс принятия решения с когнитивным моделированием

Участникам может предоставляться дополнительная информация, справочные данные или даже результат другого моделирования, например, с помощью эконометрического подхода: модели общего равновесия, гравитационной модели и пр. Для анализа участникам может также подаваться некоторый поток данных, который необходимо читать и осмысливать. Если ситуация требует срочных и неотложных мер, а этот поток достаточно интенсивный, то для его качественной обработки и учета множества нюансов ситуаций у экспертов может не хватить времени.

В настоящей работе выявление факторов из потока данных для построения адекватной когнитивной модели предложено осуществлять на основе использования методов глубокого обучения. Обоснование решения проведено в следующем порядке:

- определены особенности сигнификативных семантик для обоснования возможности их косвенного автоматизированного учета при семантической интерпретации когнитивной модели;
- обоснован выбор метода глубокого обучения нейронной сети, создан тестовый корпус релевантных документов и макет программной среды для ее обучения;
- экспертно построена когнитивная модель для поддержки решения определенной проблемы (например, авария на железной дороге, приоритизация экспортной деятельности, развитие туризма в мегаполисе);
- разработан алгоритм по выделению из текстов потока документов (сообщений) факторов и взаимосвязей между ними для построения когнитивной модели;
- проведено обучение нейронной сети под факторы когнитивной модели на основе анализа некоторой части выбранного корпуса документов;
- проведена апробация возможности распознавания факторов, то есть синтеза фрагментов когнитивной модели, на основе другой части корпуса документов.

В основу реализации положены следующие подходы и методы: когнитивная и рефлексивная психология, сетевые технологии экспертизы, семиотика, искусственный интеллект, когнитивное моделирование, глубокое обучение, генетические алгоритмы, решение обратных задач на неметрических пространствах, управляемая термодинамика, конвергентный подход, квантовая семантика, теория категорий.

3. Когнитивная семантика

Большинство семантических школ исходят из того, что в содержании текстов изучается и описывается только то, что представлено текстом или другими формализованно-лингвистическими конструкциями. Например, значение любого элемента когнитивной модели может определяться через его отображение на подмножества больших данных. При этом слабо учитывается ментальность, исследования которой опираются на различные подходы к изучению мышления, вплоть до квантово-механических [4]. Это уже пространство сигнификативных (когнитивных) семантик.

Для лучшего автоматизированного учета при когнитивном моделировании неформализуемого ментального дискурса в настоящей работе использованы понятия теории категорий и монады. Теория категорий помогает изучать свойства отношений объектов без учета их структур. Ментальные же интерпретации имеют очень сложную и даже пока непознанную, а может и непознаваемую конструкцию, вот почему для ее исследования использована именно теория категорий. На рисунке 2 показана иллюстрация семантик текстовых (знаковых) элементов когнитивной модели.

На рисунке 2 когнитивной семантике соответствует категория C, в которой:

- под объектом *A* понимается замкнутый мыслительный феномен, соответствующий фрагменту когнитивной модели. Все мыслительные феномены, включаемые в дискурс, формируемый коммуникативной ситуацией, образуют класс объектов;

– множество морфизмов Hom_C (A, B) формируется для каждой пары объектов A и B. Для пары объектов может быть сопоставлено множество отношений, характеризующих различие понимания участниками проблемного события и слов в текстах;
– для пары морфизмов $f \in Hom_C$ (A, B) и $g \in Hom_C$ (A, C) определяется композиция $g \circ f \in Hom_C$ (A, C). Вместе с тем такие конструкции существуют не всегда, например, возможны и нетранзитивные отношения между объектами;
– выполняется аксиома ассоциативности для морфизмов;
– для объекта A может быть задан тождественный морфизм $id_A \in Hom_C$ (A, A) с целью обеспечения замкнутости мыслительного феномена на себя.

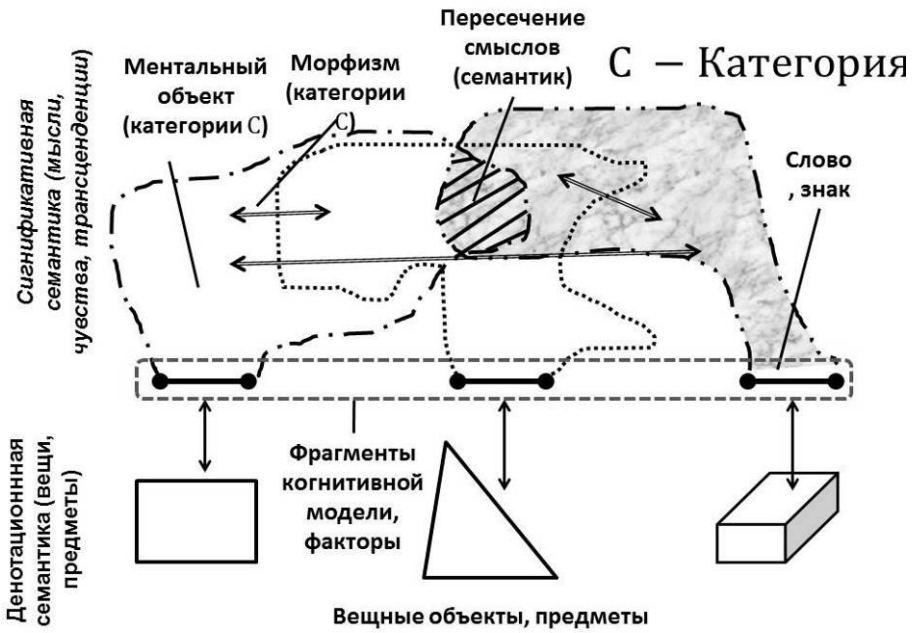

Рис. 2. Денотативные и сигнификативные (когнитивные) семантики

Опыт использования теории категорий в областях, близких к рассматриваемой в настоящей статье, уже имеется. Например, в [5] исследуются дистрибутивные категориальные модели языка, показывается ограниченность использования механизма статистической оценки векторных пространств, в том числе с квантовыми вычислительными приложениями.

С целью ускорения сборки коллективной мысли, создания необходимых условий для инкапсуляции (схватывания) целостного явления потребовалось использовать понятие *монады* $\mathcal{E}$. Однако для ускорения построения когнитивной модели свойств обычной монады недостаточно, поскольку требуется обеспечение необходимых условий для конвергенции (устойчивой сходимости) коммуникационного процесса коллективного принятия решения.

Для обеспечения конвергентности в настоящей работе введено понятие «Конвергентной монады», для чего к аксиомам классической монады добавлены следующие условия, которые являются необходимыми (но недостаточными) для обеспечения сходимости процессов коллективного согласования решений:
– D: **Set** → **Set**, где число элементов в системе множеств **Set** бесконечно, а графики отображений объектов замкнуты (замкнутость);

– $\mathcal{B}$ — непустое конечное подпокрытие монады $\mathcal{E}$ (бикомпактность);
– каждой точке монады $e \in \mathcal{E}$ может быть сопоставлена некоторая окрестность (всякое открытое множество, содержащее эту точку), такая, что для каждых двух точек всегда существует их непересекающиеся окрестности (хаусдорфова отделимость).

Такая, конвергентная, структуризация интерпретационного множества данных помогла обеспечить корректный выбор способа обучения нейронной сети, а также автоматического синтеза факторов модели под новую проблемную ситуацию.

4. Глубокое обучение и автоматизированный синтез факторов

При выборе типа модели нейронной сети рассматривались методы: Долгой краткосрочной памяти (LSTM), рекуррентный, сверточный. Акцент сделан на LSTM. Это искусственная нейронная сеть, содержащая модули, являющиеся рекуррентными модулями сети, способными запоминать значения, как на короткие, так и на длинные промежутки времени. Ключом к данной возможности является то, что LSTM-модуль не использует функцию активации внутри своих компонентов. Таким образом, хранимое значение не размывается во времени, и градиент или штраф не исчезает при использовании метода обратного распространения ошибки во времени при тренировке сети.

В отличие от традиционных рекуррентных нейросетей LSTM-сеть приспособлена к обучению на задачах классификации, обработки и прогнозирования временных рядов в случаях, когда допускается разделение событий временными лагами с неопределённой продолжительностью и границами. Для векторизации данных в настоящей работе использована модель Doc2Vec (Distributed memory model, Paragraph vectors [6]). Преимуществом этой модели является то, что она может хорошо работать для задач, в которых недостаточно помеченных данных.

В настоящей работе приняты следующие стадии создания нейронной сети:
− выбор проблемы и построение под нее когнитивной модели;
− подбор тестового корпуса релевантных для когнитивной модели документов;
− распределение подмножеств документов по факторам модели;
− токенизация, лемматизация и фильтрация текстов документов;
− тренировка модели Doc2Vec и ее конвертирование;
− обучение LSTM-модели;
− распознавание факторов под другой набор документов, порождаемых новой проблемой.

Исследование основывалось на наборе факторов для когнитивной модели, характеризующей туристскую деятельность в городе Москве. Всего в модели определено 19 факторов, включая целевой, например, факторы: «Рост доходности от туристского потока», «Рост числа туристов», «Рост времени пребывания туристов» и др.

Тестовый корпус релевантных документов построен на основе доступных в Интернет массивов данных. В результате исследования различных источников взяты данные с сетевого ресурса https://webhose.io/. Это набор новостей с классификацией тематических выборок. Размер корпуса документов, на базе которого обучена модель: 16227 текстовых документов. Для обучения нейронной сети сформирована выборка из 4868 документов. Сравнивались также результаты обучения на 10, 100, 1000 документов. При этом для обучения нейронной сети бралась 70% часть выборки, а 30% — использовалась для тестирования, проверки аккуратности обучения. На рисунке 3 показаны два распределения вероятностей интерпретирующих документов по трем факторам.

В ходе тестирования выявлено, что обученной нейронной сетью документы из тестирующего пакета данных идентифицируются по заданным трем факторам (категориями) с вероятностью 93%. Это определяет достаточно высокое качество

распознавания факторов и позволяет утверждать возможность и целесообразность предварительного автоматического синтеза новой когнитивной модели на основе потока данных под новую проблемную ситуацию.

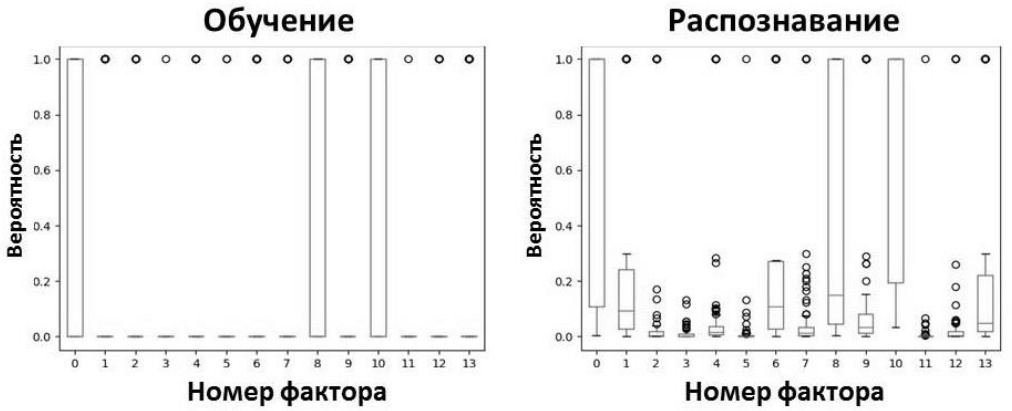

Рис. 3. Распределения вероятностей интерпретирующих документов по трем факторам

Общая схема, отражающая порядок глубокого обучения и распознавания факторов для автоматизации построения когнитивной модели, приведен на рисунке 4.

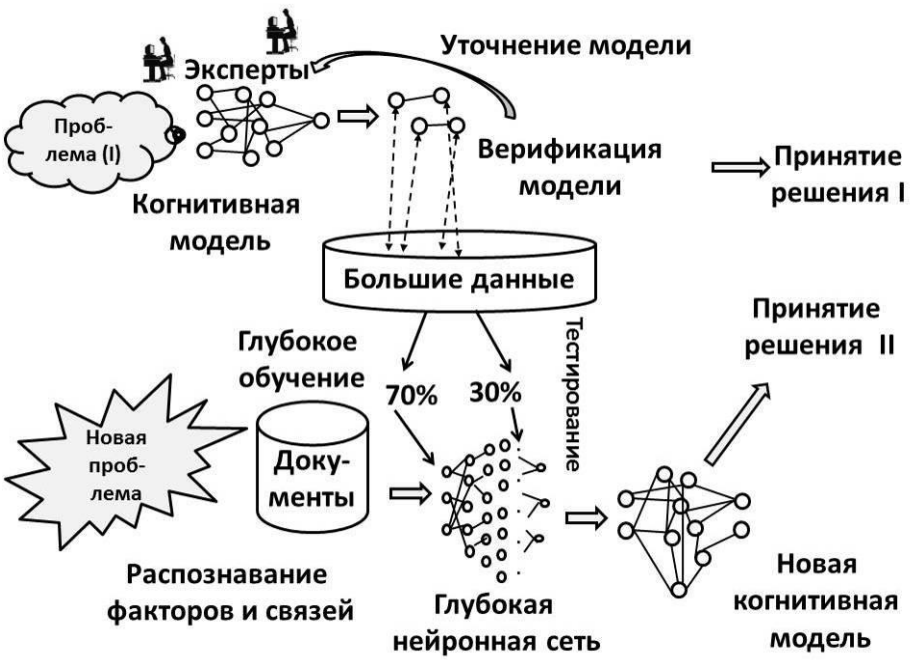

Рис. 4. Общая схема «Обучение — Распознавание»

5. Планируемые перспективные исследования

Основы классический подхода к моделированию, который сложился в прошлом веке, используют идеи теории искусственного интеллекта. Акцент в таком подходе пока в основном делался на формализованном представлении знаний об объекте управления и способах управления на уровне логико-лингвистичечких моделей, использовании дедуктивного и индуктивного вывода для построения многошаговых решений с выбором из множества альтернатив.

Вместе с тем текущие реалии, развитие цифровой экономики и методов искусственного интеллекта порождают вызовы, подвергающие сомнению возможности классического подхода. Такими вызовами становятся:

- потребность учета некаузального субъективного фактора при осуществлении коллективного обсуждения проблем и принятия решения;
- необходимость формирования безальтернативного решения проблем без применения традиционного многокритериального выбора с акцентом на привлечение методов решения обратных задач на концептуальных (когнитивных) пространствах;
- задачи анализа уступают место задачам синтеза. Причем, если первые носят дивергентный, расходящийся, характер, то вторые должны носить характер конвергентный (сходящийся);
- потребность в использовании схем и технологий поддержки когнитивных и бессознательных аспектов в процессах мышления и самоорганизации групп людей.

Таким образом, дальнейшее развитие затронутой в настоящей работе тематики связано с постановкой и решением широкого спектра междисциплинарных проблем в полисубъективной среде.

Учитывая потребность более полного учета явно неподдающейся формализации сигнификативной (когнитивной, ментальной, мыслительной) семантики, в настоящей работе сделаны сравнительные оценки отдельных параметров объемных характеристик мозга человека. Так, если число нейронов в мозге, как известно, порядка 10^{11}, то число атомов, из которых состоят эти нейроны и их окружение — порядка 10^{26}. Допускается гипотеза о том, что мыслительная деятельность связана с наличием более сложных структур, чем нейроны, а именно — микротрубками и когерентными скоплениями, воздействием полей (электромагнитных, гравитационных, сильных и слабых), сцепленностью (запутанность [7], квантовая нелокальность, entanglement) с атомарными элементами вещества из внешнего, в том числе — дальнего, окружения [4].

При квантово-механических интерпретациях сигнификативных семантик атомы предопределят возможность долговременного хранения знаний, а фотонные структуры и полевые эффекты позволят учесть в процессах мышления удаленные на большие расстояния элементы различной природы. Тогда операционное обеспечение процессов мышления и принятия решений можно будет представить в виде поведения составных квантовых систем. Например, сигнификативной семантике когнитивной модели может быть сопоставлена составная квантовая система в состоянии с полным спином, равным нулю. Отклонение от такого состояния будет характеризовать возможность снижения или повышения устойчивости и целенаправленности коллективного процесса обсуждения проблемы и принятия решения.

Таким образом, мыслительная деятельность человека может представляться не только логикой и динамикой взаимосвязи нейронов. Ее можно также ассоциировать с функционированием особым образом настроенной антенной решетки, состоящей из вибраторов, волновых щелей, излучателей и пр. Известно также, что квантовое волновое поле синтезирует понятия электромагнитного поля и вероятностное поле квантовой механики. Оно является наиболее фундаментальным обобщением теории поля. Возможно, при сигнификативной семантической интерпретации знаков когнитивной модели стоит учитывать корпускулярно-волновой характер процессов мышления. Возможно, такая

ассоциация поможет учесть и впоследствии определить сигнификативный аспект семантики через оценку воздействия внешних полей на нейронные процессы и мышление.

Такая ассоциация уже позволяет сделать вывод, что для учета сигнификативной семантики знаков (высказываний, слов, факторов, связей в когнитивной модели) необходимо использовать интерпретирующие множества мощностью (кардинальное число) на десятки порядков (!) выше, чем мощность множеств, отражающих денотативные семантики. Таким образом, увеличение мощности логически представленного знания за счет его интерпретации с применением больших данных или нейронных сетей всегда будет «погружено» в «пространство незнания» (некаузального знания), мощность которого много выше мощности множества любого логически представленного знания.

6. Заключение

В настоящей работе показана возможность ускоренного формирования когнитивной модели под новую проблемную ситуацию на основе автоматического анализа потока данных об этой ситуации. Для этого предварительно необходимо накапливать когнитивные модели с семантической интерпретацией факторов, которую целесообразно осуществлять с применением метода глубокого обучения. Эксперименты показывают, что результат автоматического распознавания факторов приближается к 93%.

В основу построения алгоритма положен авторский конвергентный подход с обращением к теории категорий и моноидальной структуризацией данных. Такой подход создает необходимые условия для ускоренной сходимости процесса глубокого обучения и коллективного принятия решения на когнитивной модели.

Достаточные условия достигаются за счет применения методов решения обратных задач и расширения семантических интерпретаций на сигнификативные семантики. Для более полного учета сигнификативных (когнитивных, мыслительных, эмоциональных, медитативных) семантик, по всей видимости, требуется апелляция к квантово-механическим аналогиям, порождающими особый нелокальный квантово-семантический ресурс.

Работа выполнена при поддержке Российского научного фонда, грант № 17-18-01326; Российского фонда фундаментальных исследований, грант № 15-29-07112.

Литература

[1] Raikov A.N., Panfilov S.A. Convergent Decision Support System with Genetic Algorithms and Cognitive Simulation // Proceedings of the IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control, MIM’2013, Saint Petersburg, Russia, June 19-21, 2013. P. 1142-1147. DOI: 10.3182/20130619-3-RU-3018.00404.

[2] Raikov A.N., Avdeeva Z., Ermakov A. Big Data Refining on the Base of Cognitive Modeling // Proceedings of the 1st IFAC Conference on Cyber-Physical&Human-Systems, Florianopolis, Brazil. 7-9 December, 2016. P. 147-152. DOI: 10.1016/j.ifacol.2016.12.205.

[3] Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение. Пер. с англ. А.А.Синкина. М.: ДМК Пресс, 2017.

[4] Atmanspacher H. Quantum approaches to brain and mind. An overview with representative examples. The Blackwell Companion to Consciousness. Ed. Susan Schneider and Max Velmans. John Wiley & Sons Ltd. 2017. P. 298-313. DOI: 10.1002/9781119132363.ch21.

[5] Marsden D. Ambiguity and Incomplete Information in Categorical Models of Language. University of Oxford. R. Duncan and C. Heunen (Eds.). Quantum Physics and Logic (QPL) 2016. EPTCS 236, 2017. P. 95–107. DOI: 10.4204/eptcs.236.7.

[6] Le Q., Mikolov T. Distributed Representations of Sentences and Documents // Proceedings of the 31 st International Conference on Machine Learning, Beijing, China, 2014. JMLR:

W&CP volume 32. https://cs.stanford.edu/~quocle/paragraph_vector.pdf (просмотр 06.02.2018)
[7] Баргатин И.В., Гришанин Б.А., Задков В.Н. Запутанные квантовые состояния атомных систем // Успехи физических наук. 2001. Т. 171, № 6. С. 625 – 647.

Automated Synthesis of Cognitive Model on the Base of Big Data Analysis and Deep Learning

A.N. Raikov

Institute of Control Sciences RAS, Institute of Philosophy RAS

The cognitive models are created by team's participants or experts from different subjects' fields. They cannot quickly describe the problem situation with a high level of quality and integrity. Cognitive modeling takes into account denotative (formalized, material) and significative (cognitive, intellectual) semantics simultaneously. Ehe latter cannot be formalized. Cognitive modeling is a unique way to comprehensively reflect the features of the problem that has arisen. To ensure the integrity of the cognitive model, taking into account the fullest amount of information, as well as speeding up modeling and increasing the adequacy of models, this paper address the issue of performing automatic verification of cognitive models on the base of analyzing Big Data. It is also considered the possibility to perform automated synthesis of cognitive models. In the work the methods of deep learning, category theory and quantum semantics ideas are applied, as well as author's convergent approach to management and group decision making support. Experimentally the high level of quality of deep learning and accuracy of automatic recognition of elements of cognitive models are shown (93%). It can serve as a weighty guarantee of fruitfulness of offered solutions.

Keywords: big data, deep learning, quantum semantics, cognitive modeling, convergent approach