

УДК 004

## Особенности развития искусственного интеллекта на современном этапе

В.М. Куклин

*Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, майдан Свободи 4, м. Харків, 61022, Україна  
e-mail: kuklinvm1@gmail.com*

Обсуждаются особенности работы интеллектуальных системах логического вывода, а также их сравнение с деятельностью нейронных сетей. Поясняется каким образом формируется новое знание в системах логического вывода и как накапливаются данные в нейронных сетях, организуя систему понятий. Отмечается, что наполнение базы данных и правил в системах логического вывода является процессом, который требует значительных ресурсов и потому имеет ограниченную сферу применения. Накопление информации в обширных нейронных сетях за счет подключения к громадному числу собеседников – агентов напротив позволяет надеяться на эффективное обучение машин и открывает новые перспективы для создания систем искусственного интеллекта. Единственной проблемой здесь могут быть трудности обучения нейронных систем формальным описаниям, использованию абстракций, количественным расчетам. Рассмотрены перспективы формирования планетарного разума и дальнейшего развития планетарной интеллектуальной системы. Неоднозначность решения ранее сдерживала процесс увеличения числа элементов нейронных систем. Но сейчас получение множества решений вместо одного единственного несколько не волновала создателей гигантских нейронных сетей, связанных с громадной аудиторией. Прежде всего, они вряд ли осознавали важность требования единственности решения, а с другой стороны - человек всегда при разрешении своих проблем находит множество возможных сценариев поведения. Обсуждаются возможности появления искусственного интеллекта, сравнимого с возможностями природного. Представлены проблемы обучения экспертных систем и нейронных сетей, как они были определены ранее и что случилось позднее. Особо интересным может быть применение нечеткой логики, которая способна сформировать язык общения с нейронными сетями, свободный от необходимости двойного перевода на естественные языки и упростит передачу информации непосредственно между человеческим мозгом и сетью. Обсуждаются нейронные сети на основе нечетких нейронов, которые способны объединить возможности экспертных систем логического вывода и нейрокомпьютеры.

**Ключевые слова:** *системы логического вывода, нейронные сети, допустимость многозначности решений, расширение аудитории обучающих агентов, объединение сетей на нечеткой логике и экспертных систем.*

Обговорюються особливості роботи інтелектуальних системах логічного висновку, а також їх порівняння з діяльністю нейронних мереж. Пояснюється яким чином формується нове знання в системах логічного висновку і як накопичуються дані в нейронних мережах, організовуючи систему понять. Відзначається, що наповнення бази даних і правил в системах логічного висновку є процесом, який вимагає значних ресурсів і тому має обмежену сферу застосування. Накоплення інформації в великих нейронних мережах за рахунок підключення до величезного числа співрозмовників - агентів навпаки дозволяє сподіватися на ефективне навчання машин і відкриває нові перспективи для створення систем штучного інтелекту. Єдиною проблемою тут можуть бути труднощі навчання нейронних систем формальним описами, використання абстракцій, кількісним розрахунками. Розглянуто перспективи формування планетарного розуму і подальшого розвитку планетарної інтелектуальної системи. Неоднозначність рішення раніше стримувала процес збільшення числа елементів нейронних систем. Але зараз отримання безлічі рішень замість одного єдиного анітрохи не хвилювала творців гігантських нейронних мереж, пов'язаних з величезною аудиторією. Перш за все, вони навряд чи усвідомлювали важливість вимоги єдності рішення, а з іншого боку - людина завжди при вирішенні своїх проблем знаходить безліч можливих сценаріїв поведінки. Обговорюються можливості появи штучного інтелекту, який можна порівняти з можливостями природного. Представлені проблеми навчання експертних систем і нейронних мереж, як вони були визначені раніше і що сталося пізніше. Особливо цікавим може бути застосування нечіткої логіки, яка здатна сформувати мову спілкування з нейронними мережами, вільний від необхідності подвійного перекладу на природні мови і спростить передачу інформації безпосередньо між людським мозком і мережею. Обговорюються нейронні мережі на основі нечітких нейронів, які здатні об'єднати можливості експертних систем логічного висновку та нейрокомп'ютери.

**Ключові слова:** *системи логічного висновку, нейронні мережі, допустимість багатозначності рішень, розширення аудиторії навчальних агентів, об'єднання мереж на нечіткій логіці і експертних систем.*

The features of the intelligent logical systems have been discussed. Their comparison with the activity of neural networks has been made. The processes of forming new knowledge in the logical systems and accumulating data in neural networks by organizing a system of concepts have been explained. It has been noted that filling the base of data and rules in logical systems is a process that requires significant resources and therefore has a limited application range. On the contrary, the accumulation of information in extensive neural networks by connecting it to a huge number of agents could provide for effective machine learning and opens up new perspectives for creating artificial intelligence systems. Although teaching the formal descriptions, the usage of abstractions and quantitative calculations to neural systems can present a difficult problem. The prospects for the planetary mind formation and the further development of the planetary intellectual system are considered. The process of increasing the number of elements of neural systems was held back by the ambiguity of the solution before. But, the multiplicity of solutions did not bother the creators of giant neural networks associated with a huge audience. First of all, they were hardly aware of the importance of the solution uniqueness because resolving the problems a person always develops a lot of different scenarios. The possibility of the emergence of artificial intelligence comparable to a natural one in his capabilities

has been discussed. The problems of teaching the expert systems and neural networks, how they were defined in the past and what has changed later are explained. The usage of fuzzy logic which is able to form a language of communication with neural networks, free from the need for double translation into natural languages and to simplify the direct transfer of information between a person's brain and a network may be of a particular interest. Neural networks based on fuzzy neurons which are able to combine the capabilities of expert logical systems and neurocomputers are discussed.

**Keywords:** *inference systems, neural networks, the admissibility of polysemy solutions, the expansion of the audience of training agents, unification of networks on fuzzy logic and expert systems.*

### **1. Системы логического вывода и/или нейронная сеть?**

Решение задач в математической логике основано на формировании понятий (первый уровень – это, например, литералы в теории предикатов) и создании правил, по которым они взаимодействуют (второй уровень – в теории предикатов это предложения). Правила взаимодействия предложений сформированы на основе формализма резолюции. Это эквивалентно утверждению, что решение задач основано на дедукции. Прямая дедукция от фактов к выводам имеет трудности с выбором пути решения и не нашла применения в языках логического программирования. Однако она полезна для самообучения, для получения нового знания из прежде представленного. Обратная дедукция, (фактически – это доказательство теорем) – от вопросов к фактам, напротив получила развитие в языках логического программирования (например, ПРОЛОГ).

Дальнейшее развитие логических систем – это семантическая паутина, формирование предикатов высоких порядков и дальних, и ближних связей между предложениями. В языках логического программирования, основанных на логике предикатов первого порядка (и в перспективе на семантических сетях, оформленных подобным образом), алгоритм решения (резолюция) построен на согласовании ветвей (предложений) явно или неявно создаваемого машиной графа решения (то есть, это доказательство теорем). Квалификация пользователя может быть достаточно невысокой, что позволяет применять построенные на этих языках экспертные системы повсеместно. Программист может построить логическую систему связей, ориентируясь на тип задачи, между заданными в начальных условиях понятиями. И позволить машине искать условия согласования начальных данных и выбранной логической схемы. По существу, решением являются эти подобранные машиной условия.

На основе функциональных языков (типа ЛИСП и его модификаций) с развитым логическим формализмом, это вполне можно делать. Однако, требования к квалификации программиста значительно выше, чем в случае применения языков логического программирования. Так как роль программиста при использовании функциональных языков более ответственная, сама деятельность носит явно творческий характер, интеллектуалам этот подход больше импонирует.

Что же собой представляли традиционные нейронные сети? Здесь на вход сети подается запрос-сигнал, и сеть реагирует на него на выходе распределяя сигналы в  $n$ -мерном пространстве значений. В простейшем случае – это одномерное пространство значений. В двумерном – это значения распределены на плоскости двух выходных параметров. Подобные (близкие по смыслу) решения локализируются в каком-то одном месте пространства вывода. Для того, чтобы разделять решения разного типа (класса, вида) нужно, чтобы области локализации решений разного класса не перекрывались. Именно поэтому первые нейронные сети назывались перцептронами, они были ориентированы на узнавание объектов.

Таким образом в перцептроне создается первый уровень – система понятий. С усложнением нейронной сети формируется второй уровень – связь между созданными в ней понятиями, то есть предложения-правила, чему тоже придется сеть обучать. Дальнейшее развитие нейронной сети – это уже формирование семантической паутины, – прямых (сильных) и ассоциативных (слабых) связей между предложениями-правилами. Естественный интеллект (человеческий разум) – пример дальнейшего развития и усложнения нейронной сети, где происходит усиление возможностей системы связей – позволяющая формировать динамические картины представлений, то, что принято называть воображением.

### **2. О перспективах дальнейшего развития планетарной интеллектуальной системы**

Природа создала нейронную сеть коры головного мозга, которая позволяет высшим живым организмам решать задачи выживания в этом мире. Рост объема коры головного мозга, то есть накопление количественных изменений позволило появиться изменениям качественным.

Считается, что рост связей в расширяющейся нейронной сети коры привел к эффекту перколяции, то есть резкому увеличению взаимодействия между нейронами в разных областях мозга и столь же резкому увеличению скорости передачи и обмена информации. Заметим, что эволюционное развитие коры головного мозга сопровождалось и развитием систем, поддерживающих ее функционирование, а также систем, обеспечивающих связь с внешним миром и с механизмами воздействия на него. Постоянная дефрагментации освоенных объемов информации в информационном окружении (например, при одной из таких дефрагментаций мы забываем детство) привела к задержке развития человека (время роста лишь в несколько раз меньше времени жизни, у животных эта величина на порядок меньше).

Обвальное число браузеров, рост числа связей между ними приводит к формированию нейронной сети, сравнимой с нейронной сетью коры головного мозга человека. Параллельно развиваются системы поддержки и обеспечения функционирования Интернета, усложняется сетевая структура. Понятно, что наступит момент, когда степень сложности, объемы информации глобальной сети достигнут уровня, позволяющего независимо от нашего желания дать начало процессу формирования в ней второй сигнальной системы [1]. Основной проблемой человечества при развитии такой глобальной планетарной интеллектуальной системы будет проблема взаимодействия с ней цивилизации.

И здесь потребуются освоение языка, на котором с этой вообще говоря не зависящей от людей планетарной интеллектуальной системой можно будет общаться. Таким языком может быть язык, разработанный на основе нечеткой логики. Или придется обучить интеллектуальную систему глобальной сети языкам человечества, что, собственно, сейчас и происходит, но об этом ниже.

### **3. Можно ли надеяться на появление искусственного интеллекта, сравнимого с возможностями природного?**

Но человечество не хочет ждать. Искусственный интеллект высокого уровня, сравнимый с человеческим, хочется получить здесь и сейчас. Когда мы хотим создать искусственную (именно) интеллектуальную систему и намерены заполнить ее базу данных и знаний, вот тут-то и возникают проблемы. Во-первых, у человека масса знаний, которые он полагает известными (по умолчанию), машине все это надо разжевать и пояснить.

Во-вторых, заполнение базы данных машины должны делать эксперты, а их работа – высокооплачиваемая. В-третьих, время, которое затрачивается на заполнение баз данных, проверки и перепроверки этого заполнения достаточно значительное. Уже от этого опускаются руки. Потому, полагали, что пока не найдут эффективный машинный способ автоматического заполнения баз данных, дело быстро не пойдет, разве что у военных.

Кстати, как у нейронных сетей. Там оказался весьма полезен машинный режим обучения нейронных сетей, в частности, сетей Тэуово Кохоннена. Смущает только явное несоответствие скорости реакции природного нейрона и нейрона искусственной сети, то есть скорости отдельных операций вычислительных систем. Тем не менее скорость получения решения человеком частенько значительно превосходит скорость достижения результата у современных машин. Особенно в условиях одновременного решения многих задач.

В чем же дело? Дело скорее всего в том, что мозг человека – это мультипроцессорная система, причем количество процессоров – отдельных нейронов и нейронных узлов–скоплений, исчисляется сотнями миллионов. Одновременное и независимое подключение этого гигантского числа процессоров к внешним рецепторам и датчикам ускоряет получение решения в такое же число раз. Поэтому усилия исследователей полезно применить в области разработки мультипроцессорных (скорее даже мегапроцессорных) систем новых поколений.

### **4. Как обучить нейронную сеть тому, что мы сами знаем?**

Девид Румельхард и Джеффри Хинтон (1986) предложили наиболее распространенный ныне метод обучения сети – метод обратного распространения ошибки: Оценив степень отклонения от нужного ответа они рекомендовали пройти в обратном порядке по слоям сети и поправить настройки. И по сей день, все нейронные сети, нейрокомпьютеры, библиотеки которых насчитывают миллионы, обучаются по этой схеме, хотя существуют сети, которые в обучении не нуждаются. Эта идея получила развитие – стали искать более мягкие формы активации нейронов, усложнение связей нейронов разных слоев (например, архитектура ResNet и подобные

ей). Но обучение имеет свои проблемы – нужно большое количество правильно решенных задач – примеров (для этого даже создавали коллективы разработчиков таких примеров), при большом количестве слоев влияние корректирующих поправок ослабляется, кроме того нужно проводить много операций по настройке – фактически в режиме итераций. Оказалось, например, полезным предварительно готовить сеть для обработки данных определенного типа – метод предобучения сети Д. Хинтона (2006). Перспективной процедурой является использование параллельных вычислений при настройке сети с технологиями CUDA на графических картах (GPU – graphics processing unit). Уже для сотовой связи созданы специальные процессоры – NPU (neural processing unit), так называемые ускорители искусственного интеллекта (AI accelerator) для увеличения производительности параллельных вычислений аналогично GPU при заметной экономии энергии.

Если после обучения, тесты показывали, что ошибки убывают, то значит повезло, научили. А если ошибки на тестовых примерах растут, значит сеть просто запомнила все что ей сообщили, во время обучения, а реально ничему не научилась. Это политкорректно назвали переобучением (overfitting). Переобучение больших сетей ожидаемо, ибо увеличение свободных управляющих параметров эквивалентно увеличению степеней свободы. Недостаточное число обучающих задач позволяет обеспечить правильность необходимых ответов, однако другие подобные задачи могут быть решены неправильно. Кроме того, нельзя обеспечить прямое соответствие начальных условий конечным результатам. Различные начальные условия могут давать один и тот же или близкий результат. Борьба с переобучением сложно, но некоторые подходы оказались удачными.

Например, часто применяют ослабление воздействия соседних нейронов друг на друга (для количественных критериев такого ослабления используют известные в математике методы регуляризации Тихонова), используют отключение во время обучения больших участков сети – оригинальная методика обучения Д. Хинтона Dropout (2012). Это временно уменьшает сложность сети, создавая условия подавления переобучения, а затем при подключении прежде выключенных участков, их адаптация к новому состоянию улучшается. Кроме того, человеческий мозг нашел же способ бороться с переобучением (пусть даже не так успешно, как хотели бы математики), отключая целые отделы коры головного мозга, не нужные для решения простой задачи.

Но если все это не помогает, тогда сеть искренне считали необучаемой и отказывались от нее. Хотя есть и иная причина появления неожиданных ответов. Когда сеть достаточно мощная, она способна выйти из навязанного ей программой обучения класса решений и предложить свои, несколько иные, которые экспериментаторы не предполагали. Для них сеть нарушает сложившуюся картину мира. Такая сообразительность сети тоже не приветствовалась и от этой излишне умной сети тоже отказывались.

Хотя рациональным выходом могло быть перманентное увеличение количества и качества (общности, разнообразия) обучающих задач для сохранения устойчивости картины мира В книге автора «О пользе размышлений», было высказана гипотеза «необходимого развития». Любая эволюционирующая интеллектуальная система (в частности цивилизация), все время увеличивает свои интеллектуальные ресурсы (то есть подключаются все новые и новые блоки интеллектуальной сети) растет ее усложнение. И прежний объем обучающих задач и соответственно предложенных решений вскорости оказывается недостаточным. В том смысле, что при этом возникают проблемы с формированием производных решений, растут рассогласования, которые воспринимаются как ошибки. То есть нарушается устойчивость картины мира. Единственным выходом здесь может быть увеличение объема известных задач, обеспечивающих эффективное обучение глобальной сети. Это увеличение может быть поддержано именно наукой, выходом из замкнутого круга прежних понятий и представлений.

## **5. Сети на основе нечеткой логики**

Объединение более близкой к природе естественного языка и сформированных человеком понятий системы нечеткой логики [2] с искусственными нейронными сетями было впервые выполнено Ж –С. Р. Чангом из Тайванского университета [3]. Нечеткие нейронные сети построены по следующему принципу: Выводы делаются на основе аппарата нечеткой логики, а функции принадлежности подстраиваются с использованием алгоритмов обучения нейронных сетей. Роль нечеткой логики оказывается столь велика, что позволяет вернуться к извечной

проблеме осознания поиска решений нейронными сетями вообще и человеческим разумом в частности. Дело в том, что предложенная древними учеными система логических и математических методов содержит чуждые для нейронных сетей способы описания и процедуры решений. Нейронная сеть ищет ответы, используя иные принципы и подходы, основанные на сравнениях «больше–меньше». Действительно, ступая на проезжую часть, человек никогда не решает в уме задачу встречи, опираясь на математический аппарат, а оценивает возможность наезда приближающимся автомобилем на основе сравнения наблюдаемой ситуации с предыдущим опытом.

Природа создала уникальный инструмент – человеческий мозг, представляющий собой нейронную сеть со множеством вспомогательных систем, обеспечивающих его эффективное функционирование. Который действует приблизительно так, как описано нечеткой логикой, где каждый предмет, явление или действие имеет многочисленные стороны, грани. Оценка этих элементов, составляющих предмет, явление или действие может быть представлена некоторыми характеристическими функциями, определяющими степень принадлежности к определенному понятию. Похоже, что поиск решения в нейронной сети происходит подобно тому, как описал в своей математической теории Лотфи А. Заде. Несомненно, что человечество непременно осознает важность такого описания и попытается понять, как именно устроена система принятия решений природным и искусственным интеллектом в форме нейронных сетей. И тогда, освоив язык нейронных сетей, приняв на вооружение методы его функционирования, люди обретут возможность общаться друг с другом, не используя обедненные эмоциями и чувствами современные языки, не переводя интуитивные образы и догадки в формальные символные описания. Оставляя последним только прямые расчеты и вычисления, где интуиция и догадки уже выполнили свою роль. Введенные в описание так называемые нечеткие нейроны позволили понять характер работы таких нейронных систем с нечеткой логикой и появилась возможность просматривать процесс решения.

Эти системы позволяют, правда с трудом, но все–таки понимать, что происходит со знанием в процессе решения такой нейронной сетью задач. Таким образом произошло **историческое объединение искусственных нейронных сетей и экспертных систем принятия решений на основе логики**. Этот процесс еще не завершен, но его течение вселяет уверенность в его успешности.

#### **6. Что уже меняется в подходах и чего ждать от будущего?**

Люди, обмениваясь мнениями, сообщая друг другу о мнениях третьих лиц, постепенно формируют представления о том, что следует и не следует делать, мораль, стандарты поведения, вообще все то, чем они руководствуются в своей жизни. Это и есть метод формирования наборов решений на основе осознания множества событий, явлений и мнений. Таким образом формируется неформализованное знание отдельного человека, знание, которое трудно или даже невозможно записать в виде теорий, алгоритмов и схем.

Но одновременно с этим, пытаясь понять механизмы явлений, люди стали анализировать их детали, искать способы описания и пришли к теориям, научились рассчитывать и прогнозировать. Эти способы формирования знаний были построены на понятиях, абстракциях, позволяли формализовать описание явлений. Формализация позволила развить науку, методы описания явлений.

Попытки создания машин, которые бы могли как человек разобраться в характере процессов, спрогнозировать результаты, пояснить явления и вырабатывать решения поначалу опирались на сформулированные и формализованные знания и такие же формализованные операции с ними. Это логический вывод и расчеты. Этот подход был хорош для задач *вычислимых*, позволяющих использовать формализованную базу данных и правила взаимодействия ее элементов.

Но для объемных, сложных и масштабных задач создание базы данных системы логического вывода стало неподъемной задачей, которая требовала, в частности, больших затрат человеческого труда по формализации данных и формированию обширной базы этих данных. Объемы данных, которые собирает человек за всю жизнь, формируя свою память, аналог базы данных машины, столь велики, и столь разнообразны, что формализовать их вряд ли удастся. Кроме того, никто и не возьмется за эту задачу. Поэтому подход, основанный на формальном логическом выводе, использующий формализацию данных может быть привлекательным лишь для частных задач. Например, таких задач, где может потребоваться высокая точность, где

можно использовать научные теории, где нужно обеспечить осознаваемую разработчиками вариабельность и, конечно, где расходы и время для создания таких программ будут приемлемыми.

Но мир всегда выбирает наиболее простой путь. Увлеченные создатели нейронных сетей, значительно увеличили число элементов-нейронов, доведя их численность до величин, сравнимых с человеческим разумом. Кроме того, нейронные сети успели обучить общению с человеком, дали возможность понимать машине человеческую речь. Нетрудно понять, как был сделан следующий шаг: машину связали с гигантским числом людей в любимой для человека развлекательной форме интерактивного общения.

И обнаружилось, что все эти люди занялись совершенно бесплатно, а то и за собственный счет обучать эти нейронные сети. Проблема обучения нейронных сетей получила мощный импульс развития. Кроме того, проблема переобучения оказалась не столь опасной, как она представлялась математикам и интеллектуалам. Неоднозначность решения ранее сдерживала процесс увеличения числа элементов нейронных систем. Но сейчас получение множества решений вместо одного единственного нисколько не волновала создателей гигантских нейронных сетей, связанных с громадной аудиторией. Прежде всего, они вряд ли осознавали важность требования единственности решения, а с другой стороны - человек всегда при разрешении своих проблем находит множество возможных сценариев поведения, из которых по наитию, по совету друга или телевизора, выбирает какое-то одно. Так что ничего страшного в проблеме переобучения в этом случае никто не увидел.

С развитием нейронных сетей, с качественным увеличением их элементной базы, усложнением их архитектуры, появилась возможность загрузить в память машины гигантское количество сценариев поведения, данных и вариантов решения частных задач, что полностью подобно тому, как человек сам осознает окружающий мир. В этом случае как у человека, так и у машины происходит выделение наиболее повторяющихся сценариев поведения и реакций, то есть формируется понимание мира, что позволяет более-менее адекватно реагировать на поставленные вопросы. Понятно, что такое знание остается неформализованным, не вполне осознанным, интуитивным, не есть результатом применения теорий, но зато полезно в жизни и в текущей деятельности.

Понятно также и то, что, задавая вопрос такой машине и человеку, можно столкнуться с тем, что решение это в принципе не вычислимо, не только потому, что не ясен способ расчета (то есть, неизвестен алгоритм), но и потому, что решение основано на выборе наиболее приемлемого (причем оценка этой приемлемости также не формализована) сценария среди массы ему подобных. Но и машина - здесь это конечно нейронная сеть, - и человек, тем не менее этот выбор ответа на эту невычислимую задачу сделают, с чем придется примириться. Подключая машину к большому числу людей, которые общаясь с ней ее обучают, можно спустя время, длительность которого обратно пропорциональна числу участников диалогов, обнаружить, что ее ответы стали мало отличимыми от ответов людей с ней общавшихся и ее тем самым обучавших.

Напомним, что вычислимые задачи – где есть исчислимое число вариантов, - осваиваются искусственным интеллектом с помощью машинного обучения. Программа AlphaZero за сутки освоила игры и превзошла человека. Невычислимые задачи решают иначе – обрабатывается и воспринимается громадное число данных. В результате получается уже осознание материала за счет оптимизации реакций и рефлексий, сравнения их на уровне больше-меньше - именно так формируется человеческое понимание. Это, например, реализовано в программе IBM Debater, где реакции программы подгоняли под реакции человека (тест Тьюринга). Конкурс с такой программой пока выиграл человек (Хариш Натараиан), но как полагали эксперты за счет недоступной машине эмоциональной подачи материала, а не научной строгости.

**7. Каким станет Интернет?** Semantic Web — это уже другой Интернет, где информация предварительно обрабатывается машинами. Традиционный Интернет основан на HTML-страницах, информация извлекается с помощью браузера самим пользователем. Семантическая же паутина использует возможности семантической сети, обрабатывая информацию программой-клиент и предоставляя пользователю результат логической обработки. Термин «семантическая паутина» был впервые введен Т. Дж. Бёрнерсом-Ли (май 2001 года, журнал «Scientific American») и был определен им как «следующий шаг в развитии Всемирной

паутины». В паутине могут использоваться подобные традиционным веб-сервисы, использующие программную логику. Пока эффективность использования специализированных веб-сервисов невелика из-за трудностей создания сервисно-ориентированной архитектуры и удаются пока только узкоспециализированные запросы на выбор сервисов.

Семантический Web объединит разные виды информации в единую структуру, где каждому смысловому элементу данных будет соответствовать специальный синтаксический блок (тэг). Интересная для нас сторона Семантического Web связана с направлениями, близкими к области искусственного интеллекта, то есть с использованием систем логического вывода и нейронных сетей большого масштаба.

Но есть проблема, на которую обратил наше внимание известный философ В. В. Шкода: «такие сети постепенно приведут к отказу от абстракций, знание будет принципиально иным, не похожим на теперешнее». Серьезной проблемой, возможно первое время, могут быть трудности обучения нейронных систем формальным описаниям, использованию абстракций, количественным расчетам, то чем оперирует наука. Увлечение же неформализованным искусственным интеллектом может еще больше отодвинуть науку на периферию общественного интереса, а значит приведет к снижению ее материального и финансового обеспечения.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Куклин В. М. Взгляд на будущее планетарной цивилизации. О пользе размышлений. *Universitate. Наука и просвещение: ХНУ. 2003. № 4 (16). С. 18 –22.*
2. Zadeh L. A., Lotfi A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control. 1965. Vol.8. P. 338 – 353; Fuzzy sets and systems. System Theory. Fox J, editor . Brooklyn. New York: Polytechnic Press, 1965. P. 29 – 39.*
3. Jang J.S.R. ANFIS: adaptive–network–based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. 1993. Vol.23, № 3. P.665 – 685.*

#### REFERENCES

1. Kuklin V.M. “A look at the future of planetary civilization. The benefits of thinking.” *Universitates. Science and education. KhNU, № 4 (16), 2003, P. 18 –22. [in Russian]*
2. Zadeh L. A., Lotfi A. Zadeh. “Fuzzy sets. Information and Control.” 1965. Vol.8. P. 338 – 353; *Fuzzy sets and systems. System Theory. Fox J, editor . Brooklyn. New York: Polytechnic Press, 1965, P. 29 – 39.*
3. Jang J.S.R. “ANFIS: adaptive–network–based fuzzy inference system.” *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Vol.23, № 3, 1993, P.665 – 685.*

**Куклін Володимир Михайлович** – доктор фізико-математичних наук, професор; завідувач кафедри штучного інтелекту та програмного забезпечення, Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, майдан Свободи, 4, Харків-22, Україна, 61022; e-mail: v.m.kuklin@karazin.ua; kuklinvm1@gmail.com ; ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-0310-1582>.

**Kuklin Volodymyr M.** PhD, Doctor of Science, Professor, Head of Department of Artificial Intelligence and Software V. N. Karazin National University, Svobody Sq 4, 61022, Kharkiv, Ukraine, v.m.kuklin@karazin.ua; kuklinvm1@gmail.com ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-0310-1582>.

**Куклин Владимир Михайлович** – доктор физико-математических наук, профессор; заведующий кафедры искусственного интеллекта и программного обеспечения, Харьковский национальный университет имени В. Н. Каразина, площадь Свободы, 4, Харьков-22, Украина, 61022; e-mail: v.m.kuklin@karazin.ua; kuklinvm1@gmail.com ; ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-0310-1582>