

УДК 160.1

DOI:

10.15372/PS20170407

Д.В. Винник**«НЕПРОЗРАЧНЫЙ» РАЗУМ: НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ
И ОНТОЛОГИЧЕСКИЕ ПРЕТЕНЗИИ КОННЕКТИВИЗМА ***

В статье анализируется история нейрокомпьютеров и идеологии параллельного вычисления как альтернативы цифровым вычислительным машинам. Подобные технологии используются не только для распознавания образов, но и в целях управления сложными техническими системами, в том числе в ядерной и оборонной отраслях. Значительные успехи нейрокомпьютеров, особенно в оборонной отрасли, должны вызывать беспокойство вследствие некоторых принципиальных свойств нейронных сетей и алгоритмов машинного обучения. В самом общем виде это свойство можно назвать интеллектуальной непрозрачностью. Несмотря на всю привлекательность философского коннективизма как формы обобщения технологии нейрокомпьютеров, не стоит воспринимать его как конструктивную теорию классического типа рациональности, а скорее как эвристический натурфилософский взгляд на природу ума.

Ключевые слова: коннекционизм, коннективизм, нейронные сети, параллельные вычисления, философия сознания, нейрофилософия, нейрофизиология, машинное обучение, перцептрон, когнитрон, искусственный интеллект

D.V. Vinnik**OPAITY MIND. NEUROCOMPUTERS AND ONTOLOGICAL
PRENETSIONS OF CONNECTIONISM.**

The paper considers history of neurocomputing and ideology of parallel computing as an alternative to digital computers. Such technologies are used not only to recognize images, but also to manage complex technical systems, e.o. in nuclear and defense industries. Significant advances in neurocomputing, especially in the defense industry, should cause concern because of some fundamental properties of neural networks and machine learning algorithms. In its most general form, this property can be called intellectual opacity. Despite the attractiveness of connectivism as a philosophical generalization of neurocomputing technology, we should not take it into account as a constructive classical

* Публикуется в авторской редакции.

type of rationality theory. It is as a heuristic natural philosophical view on the nature of the mind.

Keywords: connectionism, neural networks, parallel computing, philosophy of mind, neurophilosophy, neurophysiology, machine learning, perceptron, cognitron, artificial intelligence

«Соединизм - это движение в когнитивной науке, которое надеется объяснить интеллектуальные способности, используя искусственные нейронные сети. Нейронные сети - это упрощенные модели мозга, состоящие из большого количества единиц (аналогов нейронов) вместе с весами, которые измеряют силу связей между единицами. Эти веса моделируют эффекты синапсов, связывающих один нейрон с другим. Эксперименты на таких моделях продемонстрировали способность изучать такие навыки, как распознавание лиц, чтение и обнаружение простой грамматической структуры [11].

Этот текст – перевод первого абзаца словарной статьи из Стэнфордской энциклопедии философии был выполнен нейросетью Google Neural Machine Translation (GNMT) на основе алгоритмов глубинного обучения. К настоящему времени перевод текста полностью выполняет нейросеть. Архитектура системы основывается на 8 кодирующих и 8 декодирующих слоях. Для улучшения параллельной обработки информации и, следовательно, уменьшения времени обучения, нижний слой декодера соединяется с верхним слоем кодировщика [14].

Как можно наблюдать, перевод можно считать содержательно адекватным и грамматически качественным, что было еще невозможно несколько лет назад. Значительные успехи нейронных сетей можно обнаружить в таких областях кибернетики как распознавание изображений, голоса, управление моторикой роботов, включая шагающих и даже антропоморфных, аналитике больших данных и т.п. Эти успехи вызвали настоящий футуристический ажиотаж в технократических и околонуучных кругах, а так же усиление философских спекуляций относительно природы и возможностей искусственного и даже естественного интеллекта. Между тем, теория нейронных сетей вместе с сопутствующими ей философскими обобщениями и спекуляциями имеет давнюю историю, восходящей к самому началу эры кибернетики. У.С. Мак-Каллок и В. Питтс еще в 1943 г. в своей статье «Логическое исчисление идей, относящихся к

нервной активности» выдвигают теорию, которой приписывают следующие замечательные перспективы: «Математической биофизике эта теория доставляет некоторый способ строгой символической трактовки известных сетей и легкий метод конструирования гипотетических сетей с требуемыми свойствами» [6, с.53]. Иными словами, авторы статьи формулируют теоретический аппарат, основанный на «подсмотренной» в природе структуре нервной системы, а также логике высказываний, на основании которых представляется возможным математически моделировать вычислительную активность нервной системы, и, следовательно, создавать «эквивалентные сети».

Статья начинается с описания предпосылок «теоретической нейрофизиологии». Авторы постулируют, что нервная система является «сетью нейронов», каждый из которых имеет тело и аксон. Места контакта нейронов или синапсы, всегда находятся между аксоном одного и телом другого нейрона. «В каждый момент нейрон имеет известный порог, который должно превзойти раздражение, чтобы вызвать нервный импульс. Все это, если не считать самого факта и момента появления импульса, определено нейроном, а не раздражением». [6, С.40]. Далее авторы предлагают формальный аппарат своей теории: «Для каждой реакции любого нейрона имеется соответствующее утверждение некоторого простого предложения. В свою очередь оно влечет или некоторое другое простое предложение, или дизъюнкцию, ли конъюнкцию, с отрицанием или без отрицания, аналогичных предложений, согласно с конфигурацией синапсов и порогом данного нейрона. Наиболее подходящим символизмом для изложения нашей теории является карнаповский «Язык П» [1938], дополненный различными обозначениями из *principia* Рассела и Уайтхеда (включая соглашение об употреблении точек)» [6, с.42-42]

Авторы фактически выдвигают версию машинного функционализма, которую впоследствии продвигал Х. Патнэм и от которой сам отказался: «Легко показать, что, во-первых, каждая сеть, снабженная лентой, считывающим устройством, связанным с рецепторами, и подходящими эффекторами для выполнения необходимых моторных операций, может вычислять лишь такие числа, которые вычисляет машина Тьюринга; во-вторых, каждое из последних чисел может быть вычислено такой сетью и что сети (без считываю-

щего устройства и ленты) с петлями могут вычислять некоторые из вычислимых чисел и никакие другие, но не все из них» [6, с.52]

С момента своего появления архитектура нейронных сетей как альтернатива классической архитектуре Фон-Неймана пережила драматическую историю, в которой есть место и выдающимся прорывам и периодам забвения. Те впечатляющие успехи нейронных сетей различной архитектуры, которые мы имеем сегодня, являются не более чем результатом технической реализации старых идей на основании объективных возможностей параллельного вычисления, которые мы имеем сегодня на существующей базе сверхмощных и относительно дешевых ЭВМ.

Н. Винер сотрудничал с Питтсом и предлагал ему вакуумные лампы в качестве средства для материальной реализации математических эквивалентов нейронных сетей: «Г-н Питтс был тогда основательно знаком с математической логикой и нейрофизиологией, но не имел случая сколько-нибудь близко соприкоснуться с техникой. В частности, он не был знаком с работой д-ра Шеннона и недостаточно ясно представлял себе возможности электроники. Он очень заинтересовался, когда я показал ему образцы современных вакуумных ламп и объяснил, что они являются идеальным средством для реализации в металле эквивалентов рассматриваемых им нейронных сетей и систем. С этого времени нам стало ясно, что сверхбыстрая вычислительная машина, поскольку вся она строится на последовательном соединении переключательных устройств, является идеальной моделью для решения задач, возникающих при изучении нервной системы. Возбуждение нейронов по принципу “все или ничего” в точности подобно однократному выбору, производимому при определении разряда двоичного числа; а двоичная система счисления уже признавалась не одним из нас за наиболее удовлетворительную основу для проектирования вычислительных машин. Синапс есть не что иное, как механизм, определяющий, будет ли некоторая комбинация выходных сигналов от данных предыдущих элементов служить подходящим стимулом для возбуждения следующего элемента или нет; тем самым синапс в точности подобен устройствам вычислительной машины» [1, с. 59-60].

Следующим этапом было создание Ф. Розенблатом в 1958 году своего знаменитого однослойного перцептрона [7]. Перцептрон представлял собой устройство, передающее сигналы от фотоэлементов, являющих собой аналог сенсорного поля, в блоки электро-

механических ячеек памяти. Эти ячейки обменивались информацией между собой условно случайным образом. Любопытно, что первоначально перцептрон представлял собой виртуальное устройство, эмулированное на компьютере IBM-407. Спустя два года, – в 1960 году в Корнельском университете был создан первый нейрокомпьютер Марк-1, способный распознавать некоторые буквы английского алфавита. Он же и был первым перцептроном, реализованным «в железе». Это изобретение вызвало прилив энтузиазма, однако развитие кибернетики не свернуло с того пути, который сейчас известен как классический, в основе которого лежат последовательные алгоритмы и операция с символами.

Следующим выдающимся шагом было открытие метода обратного распределения ошибки (*back propagation*), продвинувшего вперед технологию машинного обучения. Это метод обучения многослойного перцептрона, в основе которого лежит итеративный градиентный алгоритм. Данный алгоритм используется с целью минимизации ошибки. Впервые метод был описан в 1974 году А.И. Галушкиным [3]. Однако это открытие не привлекло должного внимания. В 1986 так называемая Красноярская группа в лице С.И. Барцева и В.А. Охонина одновременно с Дж. Хинтоном, Д. Румельхартом и др. переоткрывают и успешно развивают метод: «Один пример из области нейроконструирования. Самое существенное достижение последних лет в этой области – открытие алгоритмов, позволяющих нейронной сети в акте двойственного функционирования вычислять направление наилучшего обучения. Это было сделано около четырех лет назад одновременно в США (Дж. Хинтон и др.) и СССР (В.А. Охонин, С.И. Барцев. Адаптивные сети обработки информации. Красноярское издательство Института физики АН СССР, 1986). Алгоритм Охонина более универсален, чем алгоритмы обратного распространения ошибки за счет явного использования идеи двойственности. И что в результате? Первые публикации Охонина прошли практически незамеченными [5, с. 6].

Также достойно упоминание изобретение К. Фукусимы, создавшего «когнитрон» – искусственную нейронную сеть для распознавания образов на основе принципа самоорганизации. Когнитрон обладал способностью к т.н. конкурентному обучению, т.н. обучению «без учителя». Любопытно, что архитектура когнитрона имела в качестве прототипа нервную структуру зрительной коры головного мозга: иерархическую многослойную организацию, в которой

нейроны между слоями связаны локальным образом. Известно, что в зрительной коре существуют базовые слои, распознающие такие геометрические примитивы, как линии и углы. Более высокие слои распознают такие сложные и абстрактные образы, как геометрические фигуры типа овалов, прямоугольников и треугольников. На самых высоких уровнях возможно распознавание сложных форм и человеческих лиц. Характерно, что реакции узлов более высоких уровней менее зависят от точки зрения, реагируют на более широкую область зрительного поля и более устойчивы к искажениям. Впоследствии Фукусимой был создан «неокогнитрон», который до сих пор используется для распознавания рукописного текста [12].

В 2007 упомянутым теоретиком метода обратного распределения ошибки Дж. Хинтоном были созданы алгоритмы глубокого обучения многослойных нейронных сетей для распознавания зрительных образов. Характерно, что глубокое обучение представляет собой очень медленный процесс, использующий множество примеров распознаваемых образов, например человеческих лиц на разных фонах. Подобные нейронные сети могут иметь до 9 слоев, а обучение требует миллионов образцов. Алгоритм был настолько успешным, что до сих пор используется поисковыми машинами глобальной сети для классификации изображений. Кроме того, данный алгоритм стал стандартом для системы автоматической фокусировки лиц в цифровых фотоаппаратах.

Сейчас мы имеем дело с взрывным ростом технологий машинного обучения, основанного на нейронных сетях различной архитектуры: «три качественных момента развития нейросетевых технологий: - в начале 50ых годов прошлого столетия с появлением персептронов; - в начале 90ых годов прошлого столетия с началом активного формирования и развития нейроматематики; - развитие нейроматематики после 2000 года показало, что нейросетевые алгоритмы более пригодны для решения сложных задач, чем классические» [4, с.41].

Представляет интерес точка зрения А.И. Галушкина, согласно которой в настоящем десятилетии идет явное затухание цифровых компьютеров вследствие технологических ограничений, а в самом ближайшем будущем будет иметь место резкий рост развития аналоговой вычислительной техники «вследствие развития нанотехнологий и появления мемристора и мемристорных систем» [4, С.26]. В следующем десятилетии аналоговые компьютеры имеют все шансы

обогнать цифровые. Тогда создание самообучающихся космоде-сантных разведывательных биомеханоидов, имеющих нечто общее с описанными в рассказе братьев Стругацких в 1959 г. «Испытание СКИБР» станет возможным: «“СКИБР” представлял собой чрезвычайно сложный механизм, непрерывно воспринимающий обстановку и непрерывно реагирующий на нее в соответствии с требованиями основной программы – собирать и передавать самую разнообразную информацию об этой обстановке. Создание такого механизма потребовало отказа от классических форм кибернетической техники – полупроводников, губчатых метапластов, волноводных устройств. Необходимо было принципиально новое решение. Оно было найдено в использовании замороженных почти до абсолютного нуля квантово-вырожденных сложных кристаллов с непериодической структурой, способных претерпевать изомерные переходы в соответствии с поступающими сигналами. Были отысканы и средства регистрации этих переходов и превращения их в сигналы на эффекторы». [8, с.138]

В настоящий же момент нейронные сети обычно эмулируются на суперкомпьютерах, а затем их результаты в виде матрицы весов (т.н. синаптическая карта) переносятся на другие цифровые технические устройства. Иными словами, в настоящее время нейронные сети в основном эмулируются на цифровых машинах, а не реализуются на аппаратном уровне. Подобные технологии используются не только для распознавания образов, но и в целях управления сложными техническими системами, в том числе в оборонной отрасли. Алгоритмы самообучения встроены в системы радиоэлектронной борьбы, распределенные системы связи, АСУ воздушных группировок (стай) беспилотных летательных аппаратов, системы распределения электроэнергии и АСУ гидронасосов. Надзорные службы и органы технической разведки используют их в целях анализа больших массивов данных для построения графов связей между людьми (социальные связи), фильтрации видеоизображений на предмет террористической активности, поиска угрожающего контента, прогнозирования индивидуального и массового поведения, например, – динамики толпы. Вот как описывает некоторые реальные применения сам А. Галушкин: «Нейросетевые технологии активно применяются во всем мире в ядерных исследованиях. В первую очередь это относится к решению следующих задач: решение различных задач газодинамики; нейроуправление плазмой; различные задачи

контроля и управления в АЭС; нейроуправление центрифугами; обработка инструментальной информации в исследовательских центрах» [4, с. 37].

Между тем, подобные ошеломительные успехи, особенно в оборонной отрасли, должно вызывать беспокойство вследствие некоторых принципиальных свойств нейронных сетей и алгоритмов машинного обучения. В самом общем виде это свойство можно назвать *интеллектуальной непрозрачностью*.

С математической точки зрения результатом успешной работы алгоритма самообучения является некоторый граф с некоторым набором весов. Однако вследствие колоссальной сложности данных не существует реальной возможности объяснить, почему конкретный набор весов является успешным для выполнения той или иной задачи. Создатели подобных систем владеют только принципами самообучения, но не способны интерпретировать результаты с точки зрения стандартов классической рациональности, т.е. редуктивным образом. Единственный критерий, который остается в их распоряжении – прагматический, т.е. эффективность выполнения целевой функции алгоритма. Этот критерий носит естественный характер, что, в прочем не удивительно – идея нейронной сети была подсмотрена в биологической природе. Нет никакой гарантии, что при определенных условиях нейронная сеть не впадет в состояние т.н. *паралича нейронной сети* или просто совершит непрогнозируемую классическими статистическими средствами теории катастроф фатальную ошибку, причем в самый неподходящий момент. Особенно драматичным может оказаться финал, если эта сеть создана для предупреждения о раннем ракетном нападении или сеть для защиты телекоммуникационных и энергетических систем в случае повторения солярного события, известного как вспышка Каррингтона.

Пожалуй, не будет избыточной максимой утверждать, что использование подобных информационных технологий в военном деле и критической инфраструктуре должно быть законодательно ограничено. В конечном счете, существование подобных систем нас вплотную подводит к возможности нарушения законов робототехники А.Азимова: технология создания боевых беспилотников, автоматически распознающих цели и наводящих на них интеллектуальные боеприпасы уже не мрачная научная фантастика, а удручающая реальность.

Раскрыть содержания интеллектуальной непрозрачности как негативного теоретико-познавательного феномена можно, обратившись к теории параллельных алгоритмов, которой, если верить В.В.Воеводину [2, с.130], пока не существует. Именно параллельные вычисления с точки зрения прикладной математики лежат в основе функционирования нейронных сетей.

Согласно В.В.Воеводину последовательные вычисления развивались не одну сотню лет. За это время пришло довольно чёткое понимание, что такое последовательный алгоритм. Вокруг данного понятия сформировался большой раздел математики, называемый теорией алгоритмов, изучающий общие свойства последовательных вычислений: «Не удивительно поэтому, что и ЭВМ в течение длительного периода также развивались по пути реализации именно последовательных действий. Хотя общая направленность последовательного выполнения операций сохранялась довольно долго, в разработке вычислительной техники незаметно назревали революционные изменения, приведшие, в конце концов, к радикальному пересмотру всех представлений о вычислениях. Причиной возникновения этих изменений стал параллелизм, внедряемый в вычислительную технику во имя повышения производительности. Пока параллельное выполнение в компьютере любых операций, передач информации и обращений к памяти не приводило к принципиальным изменениям в языках программирования, у пользователей не было особых причин думать о параллелизме. Но в определённый момент параллелизма в компьютере стало столь много, что его присутствие уже нельзя было прикрывать техническими решениями. И тогда от пользователя стали требовать предоставления дополнительной информации о структуре используемых им алгоритмов, требовать как раз для того, чтобы эффективно использовать заложенный в компьютер параллелизм. Однако сам пользователь оказался к выполнению этих требований не готов. Очень скоро выяснилось, что пользователь знает эту информацию далеко не всегда. Более того, чаще всего он даже не понимает, откуда и как ее получать. И оказалось, что добывается она, как правило, с большим трудом» [2, с.134].

Далее автор утверждает, что к началу массового внедрения вычислительных систем параллельной архитектуры не было никакой целостной теории параллельных алгоритмов, аналогичной теории алгоритмов для последовательных вычислений. Не было даже

сколько-нибудь ясного представления, что же нужно понимать под параллельным алгоритмом: «отсутствовал какой-либо формальный математический аппарат, который можно было бы назвать параллельным аналогом машины Тьюринга. Скорее всего, именно эти причины привели к тому, что в течение долгого времени параллельные вычисления не удавалось сформировать как самостоятельную математическую науку, «и рассматривались они как совокупность каких-то полуэвристических, *граничащих с искусством приемов* приспособления алгоритмов к требованиям новой техники» [2, с.134-135].

В. Воеводин обращает внимание на класс алгоритмов, в которых нет никакой возможности использовать параллелизм. В качестве примера он приводит обычный процесс суммирования n чисел, когда на каждом шаге к частичной сумме прибавляется очередное слагаемое. Этот алгоритм имеет только одну параллельную форму, в каждом ансамбле которой имеется лишь одна операция. Поскольку операция суммирования большого числа слагаемых является очень востребованной, был предложен иной способ суммирования, обладающий лучшим параллелизмом: все слагаемые разбиваются на пары и осуществляется суммирование двух чисел внутри каждой пары. Эти операции независимы. Полученные частные суммы также разбиваются на пары, и снова осуществляется суммирование двух чисел внутри каждой пары. Вся сумма будет получена через $\log_2 n$ шагов. В этом алгоритме имеется значительный ресурс параллелизма. Этот алгоритм называется процессом сдваивания. Важно, с точки зрения автора, что оба алгоритма основаны на реализации математически эквивалентных выражений суммирования чисел, но они обладают разными свойствами с точки зрения параллельных вычислений: «На самом деле у них много и других различий: они по-разному реагируют на ошибки округления, по-разному используют память и т.п. Поэтому эти алгоритмы следует считать принципиально различными, несмотря на то, что они математически эквивалентны!» [2, с.136].

Одной из попыток преодолеть перечисленные затруднения корректным математическим образом было создание концепции неограниченного параллелизма. Согласно этой концепции параллельная вычислительная система обладает следующими свойствами: система имеет бесконечно много параллельно работающих процессоров; все они работают синхронно под общим управлением и

выполняют любую операцию точно и за одно и то же время; система имеет бесконечно большую память; все обмены информацией между процессорами и памятью, а также между самими процессорами осуществляются мгновенно и без конфликтов. «Конечно, она идеализирована. Тем не менее полученные в её рамках результаты интересны и поучительны. Несмотря на отмеченные недостатки, концепция неограниченного параллелизма оказалась исключительно живучей. Предельная абстрагированность от реалий вычислительной техники сделала её привлекательной для математиков. Тем не менее, на сегодняшний день все достижения в рамках этой концепции скорее представляют набор отдельных изобретений в области численных методов, чем систематически развивающийся раздел математики. Вполне возможно, что здесь ещё не сказано последнее слово, и к построению быстрых параллельных алгоритмов всё же будет разработан систематизированный подход, приводящий к более эффективным решениям», – заключает [2, с.137].

Концепция бесконечных вычислительных ресурсов стала причиной одной философской спекуляции, которая лежит в основе концепции функционализма Х. Патнэма. Эта спекуляция известна как аргумент *множественно реализуемости*, согласно которому одно и то же функциональное состояние, отождествляемое с ментальным состоянием, может быть реализовано на любом носителе. Из этого делают, например, такие выводы, что состояние боли может быть свойственно и человеку, и спуту в метановых океанах спутника Альдебарана; и сложному кремниевому компьютеру, по той простой причине, что машина Тьюринга, вычисляющая любые функциональные состояния, может быть реализована на любом вычислительном носителе. Впрочем, существует более абстрактная, но при этом простая точка зрения теории информации. Согласно ней не важно *как* будет передано сообщение, – электронной почтой, серией ядерных ударов через определенные интервалы или скрижалями наложенным платежом. Однако, в условиях ограниченных ресурсов более вероятна ситуация, что сообщение вообще не будет передано. Аналогично, существуют такие материальные воплощения машины Тьюринга, в которых эволюционно сложное ментальное состояние никогда не будет реализовано, поскольку для вычисления такого состояния данной машиной просто не хватит возраста Вселенной. Указанная спекуляция имеет множество следствий, которые лежат в основе фантастических «посгуманистических» концепций переноса

разума с мозга в компьютер и т.п. Иными словами, позволим сказать просто: «Железо имеет значение», в том смысле, что определенные функциональные состояния и отождествляемые им ментальные состояния могут реализованы только на определенных типах носителей, например нейронных или ганглиевых мозгах углеводородной формы жизни.

Концепция параллельных вычислений и нейронных сетей породила философскую концепцию коннективизма (коннекционизма) как специфической теории сознания. Эта концепция являет собой редкий пример прогресса в области философии, опровергая точку зрения, что философы не способны придумать ничего нового. В истории философии можно найти немногочисленные примеры философского обобщения научных достижений. Таким примером, бесспорно, является концепция механицизма. Коннективизм противопоставил себя функционализму, поскольку критически относился к отождествлению физических и функциональных состояний, трактуемых как состояния, обладающие семантическим значением. Вот как описывает причины успеха коннективизма П. Черчлэнд и Т. Сеновский: «Коннективизм... освобождает нас от того, что Хофстедтер в 1982 году назвал «Булевым сном» – заблуждением, что все когнитивные функции являются манипуляциями с символами согласно правилам логики. В точности таким же образом он освобождает нас и от сна нейрофизиолога, который является верой в то, что ответы на интересующие нас вопросы станут однажды очевидными в результате изучения мельчайших особенностей каждого нейрона (морфологии, физиологии, связей и т.п.). Коннективизм преподносит нам чрезвычайно важный урок, что качества системы не доступны на одном единственном уровне системы» [10, р.367].

С точки зрения коннективистов мозг является стохастическим компьютером, весовые параметры нейронной сети которого подобраны в результате филогенеза и онтогенеза сообразно раздражителям внешней среды. Таким образом, нет никакого смысла искать семантическую информацию внутри мозга, поскольку семантически информация может быть интерпретирована только на входе и на выходе, т.е. в форме перцепций и поведения. Мозг, бесспорно, есть компьютер, но это не компьютер Фон-Неймана, это не машина, оперирующая иерархией программных языков, а «бездумный» аппарат, настроенный за миллионы лет эволюции в результате статистической выбраковки ошибок на обратных связях. Коннективистский

подход, бесспорно, солидаризируется в своем взгляде на природу ума с теорией хаоса и самоорганизации, с эволюционной теорией и концепцией эмерджентизма, известной в диалектическом материализме как концепция перехода количественных изменений в качественные. Однако она не является безупречной.

С точки зрения теории, любой параллельный алгоритм может быть редуцирован к последовательному. Это не означает, что задача перевода первого типа алгоритма во второй выполнима технически в случае анализа конкретных когнитивных функций вследствие запредельной комбинаторной сложности, но это не означает, что в идеальном математическом мире не существует некоторого семантически интерпретируемого кода высокой степени организации. Не означает это и того, что подобной семантики нет в мозгу в действительности, хотя она и недоступна исследователю.

Вот как критикуют коннективизм Дж. Фодор и З. Пилишин: «Глубоко неверно в архитектуре коннективизма следующее: поскольку он не признает ни семантических, ни синтаксических структур в ментальных репрезентациях, он невольно трактует их не как некое общее множество, а как список. Но списки сами по себе не имеют структуры, любой набор элементов является возможным списком. Согласно принципам коннективизма любой набор (причинно связанный) репрезентационных состояний является возможным сознанием. Таким образом, если принять посылки коннективизма, ничто не предохраняет умы от случайной несистематичности. Этот результат очевидно абсурден. Когнитивные способности проявляются в структурных кластерах. Их систематичность носит всеобъемлющий характер. Все доказательства говорят о том, что умы в крапинку существовать не могут. Этот аргумент является решающим по отношению к коннективизму Хебба, Осгуда и Хула еще двадцать или тридцать лет назад. Сейчас вряд ли что-то существенно изменилось» [12, p.271].

Кроме того, существуют крайне любопытные нейрофизиологические феномены. Например, в статье Б. Брогаарда «Случай приобретенного синдрома Саванта и синестезии после тяжелой травмы» описывается некий Джейсон Паджетт, который получил тяжелое сотрясение мозга [9]. После травмы пациент стал начал замечать странные изменения в восприятии реальности: окружающий мир распадался на фрагменты, и только движущиеся объекты позволяли сложить целостный визуальный образ и понять, что происходит во-

круг. Самое любопытное, что Джейсон начал видеть сложные геометрические фигуры, например, на краях облаков, подсвеченных солнцем. Он начал рисовать их от руки, а впоследствии вооружился линейкой и циркулем. Как выяснилось впоследствии, Джейсон изображал известные фракталы, логарифмические спирали, вектора простых чисел и прочие конкретные математические функции. Важно иметь в виду, что он не имел высшего образования и никогда не интересовался геометрией. Автор статьи делает правдоподобное предположение, что в результате травмы сознанию Джейсону стали доступны структуры нижних слоев зрительной коры. Если позволить метафору, он стал видеть некую опорную структуру зрительного поля. Самое важное, что она оказалась не хаотической, а высокоупорядоченной, вписывающейся в хорошо известные математические представления. Аналогичную точку зрения можно обнаружить в работе британских нейрофизиологов, обративших внимание на феномен типичности «геометрических визуальных галлюцинаций» характерных при приеме галлюциногенных алкалоидов и даже предложивших оригинальное нейровычислительное объяснение генерации таких изображений.

Представляет теоретический интерес взгляд С. Мак-Каллок и В. Питса на некоторые подобные ментальные эффекты, согласно которому они суть не что иное как следствие изменения нейронной сети: «Роль умственных способностей при определении эпистемологической связи наших теорий с нашими наблюдениями и наших наблюдений с фактами совершенно ясна, ибо очевидно, что каждая идея и каждое ощущение реализуются активностью внутри нервной сети и что действительные возбуждения рецепторов не определены полностью никакой такой активностью. Не имеется никакой теории и никакого наблюдения, которые могли бы сохранить нечто большее, кроме их дефектного отношения к фактам, если сеть изменяется. Появляются звон в ушах, мурашки, галлюцинации, иллюзии, смешение ощущений и дезориентации. Опыт, следовательно, подтверждает, что если наши сети не определены, то неопределенными являются и наши факты, и «реальности» мы не можем приписать ничего большего, чем одно качество или «форму». С определением сети непознаваемый объект знания «вещь в себе» перестает быть непознаваемым» [6, с. 52-53]

Таким образом, несмотря на всю привлекательность философского коннективизма, не стоит воспринимать его как конструктив-

ную теорию классического типа рациональности, а скорее как эвристический натурфилософский взгляд на природу ума, истоки которого можно обнаружить в фундаментальной статье С. Мак-Каллок и В. Питтса, упомянутой в начале. В ней мы можем обнаружить практически весь диапазон философских идей коннективизма и функционализма, которые позднее были преподнесены как новые.

Литература

1. *Винер Н.* Кибернетика, или управление и связь в животном и машине. 2-е издание. – М.: Наука: Главная редакция изданий для зарубежных стран. – 1983. – 344 с.
2. *Воеводин В.В.* Математические проблемы параллельных вычислений ИВМ РАН, Москва // URL: http://www.ict.edu.ru/ft/005115/math_parallel.pdf (дата обращения 05.11.2017)
3. *Галушкин А.И.* Синтез многослойных систем распознавания образов – М.: Энергия, 1974 г.
4. *Гарикван А.И.* На пути к нейрокомпьютерам с использованием мемуристов (рабочий вариант). – 2013. – URL: http://2013nsctf/TesisAll/Pena/13_1520_GalyshkinAI_P13.pdf
5. *Горбань А.Н.* Обучение нейронных сетей. – СП «Параграф» – 1990. – 160 с.
6. *Маккалок У. С., Питтс В.* Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности. // Нейрокомпьютер. – 1992. - № 3, 4. – С.40–53.
7. *Розенблат Ф.* Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. – М.: Мир. – 1965.
8. *Стругацкий А., Стругацкий Б.* Испытание СКИБР // Полное собрание сочинений: в 33 т. – Т. 3: 1959. – Иерусалим: Млечный Путь. – 2017. – С. 132-148.
9. *Brogard B.* A Case of Acquired Savant Syndrome and Synesthesia Following a Brutal Assault. – 2011. // URL: <https://drive.google.com/file/d/0BOCEjSycjTKNDU4ZmVhNjdNDk2OC00MjBhLTk5ZmQYzBhYTRkMZZiNmU4ViEw/view> (дата обращения 05.11.2017)
10. *Churchland P.S., Sejnowski T. J.* Neural Representation and Neural Computation Philosophical Perspectives. – Vol. 4. – Action Theory and Philosophy of Mind. – 1990, PP. 343-382. – P. 367
11. *Gason J.* Connectionism // URL: <https://plato.stanford.edu/entries/connectionism/#ShaConBetConCla> (дата обращения 05.11.2017)
12. *Fodor J., Pylyshin Z.* Excerpt from Connectionism and Cognitive Architecture. Blackwell Publisher Ltd. – 2008.
13. *Fukushima K.* Neocognitron: A hierarchical neural network capable for visual pattern recognition // Neural networks. 1988. V.1. N.2. P.119-130.
14. *Wu Y., Shuster M., Chen Zh...* Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation // URL: <https://arxiv.org/abs/1609.08144> (дата обращения 05.11.2017)

References

1. *Viner, N.* Kibernetika, ili upravlenie i svyaz' v zhitvotnom i mashine. 2-e izdanie. – М.: Nauka: Glavnaya redakciya izdanij dlya zarubezhnyh stran. – 1983. – 344 s.

2. *Voevodin, V.V.* Matematicheskie problemy parallel'nykh vychislenij IVM RAN, Moskva // URL: http://www.ict.edu.ru/ft/005115/math_parallel.pdf (date of access 05.11.2017)
3. *Galushkin, A.I.* Sintez mnogoslojnykh sistem raspoznavaniya obrazov – M.: EH-nergiya, 1974 g.
4. *Galushkin, A.I.* Na puti k nejrokompyuteram s ispolzovaniem memistorov (rabochij variant). – 2013. – URL: http://2013.nsc.ru/TesisAll/Planar/13_1520_GalushkinAI_P13.pdf
5. *Gorban, A.N.* Obuchenie nejronnykh setej. – SP «Paragraf» – 1990. – 160 s.
6. *Makkalok, U.S., Pitts V.* Logicheskoe ischislenie idej, odnosyashchihysya k nervnoj aktivnosti. // Nejrokompyuter. – 1992. - № 3, 4. – С.40–53
7. *Rozenblat, F.* Principy nejrodinamiki. Perceptryony i teoriya mekhanizmov mozga. – M.: Mir. – 1965.
8. *Strugackij, A., Strugackij, B.* Ispytanie SKIBR // Polnoe sobranie sochinenij: v 33 t. – T. 3: 1959. – Ierusalim: Mlechnyj Put'. – 2017. – s. 132-148.
9. *Bogard, B.* A Case of Acquired Savant Syndrome and Synesthesia Following a Brutal Assault – 2011. // URL: <https://drive.google.com/file/d/0BOGEjSycjTKNDU4ZmVhNkdNDk2OC00MjBhLTk5ZmQYzBhYTlkMZZlNmU4Viw/view> (date of access 05.11.2017)
10. *Churchland, P.S., Sejnowski T. J.* Neural Representation and Neural Computation Philosophical Perspectives. – Vol. 4. – Action Theory and Philosophy of Mind. – 1990, PP. 343-382. – P. 367
11. *Garon, J.* Connectionism // URL: <https://plato.stanford.edu/entries/connectionism/#ShtCnBtCnCa> (date of access 05.11.2017)
12. *Fodor, J., Pylyshin, Z.* Excerpt from Connectionism and Cognitive Architecture. Blackwell Publisher Ltd. – 2008.
13. *Fukushima K.* Neocognitron: A hierarchical neural network capable for visual pattern recognition // Neural networks. 1988. V.1. N.2. P.119-130.
14. *Wu, Y., Shuster, M., Chen, Zh...u op.* Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation // URL: <https://arxiv.org/abs/1609.08144> (date of access 05.11.2017)

Сведения об авторе

Винник Дмитрий Владимирович – доктор философских наук, Институт философии и права СО РАН (630090, Новосибирск, Николаева, 8, e-mail: dvinstor@gmail.com)

Information about the author

Vinnik, Dmĭtriy Vladimirovich – Doctor of Science (Philosophy), Institute of Philosophy and Law SB RAS (Nikolaeva str. 8, Novosibirsk, 630090, Russia, e-mail: dvinstor@gmail.com)

Дата поступления 07.02.2017