



Рис.7 – Конверсия суточного-плана-графика

Таким образом, разработанный прототип системы позволяет реализовать описанную идеологию краевых условий, и формирует для систем верхнего уровня (планировщики, системы прогноза, справочные системы и пр.) рациональные технологические режимы работы участков, станций и имеет возможность полного сквозного моделирования работы заданного полигона в условиях прибывающих поездов за выбранный период времени и с учетом эксплуатационной обстановки на правом конце полигона. Развитие данного прототипа будет происходить в направлении добавления новых объектов (отправок, локомотивов, бригад).

Сделаем несколько замечаний о показателях качества предлагаемых решений с учетом общепризнанных положений по обработке статистики экспериментов[3].

Пусть существует некоторая ошибка в работе по каждой из моделей, рассматриваемых в предлагаемой системе, эта ошибка формируется соответствующими нейронными сетями, каждая из которых даст прогноз для каждой из моделей.

Фактическая разница реального прибытия потока и спрогнозированного нейронной сетью на входе будет давать нам ошибку прямого измерения. Прохождение материальных и информационных потоков на каждом из этапов будет добавлять к входной ошибке некоторую величину.

В случае, если предложенные системой технологические цепочки будут реализованы исполнителем в полном соответствии с рекомендациями, то ошибка на выходе из полигона будет как минимум не меньше входной ошибки.

В случае, если пользователем будет поставлена задача снижения этой ошибки по сравнению с входной, это потребует постановки многошаговой дискретно-непрерывной задачи оптимального управления со сложным функционалом. Вопрос формулировки такой задачи, поиска решения и организационного обеспечения найденного управления (дополнительные ресурсы, новые операции в технологических цепочках, смена режимов работы и т.п.) является вопросом для самостоятельного исследования.



Литература

- 1.Лысыков М.Г., Ольшанский А.М. О некоторых подходах к прогнозированию прибытия поездов на сортировочные станции.//Вестник транспорта Поволжья. 2014. №4(46). – Самара, РИО СамГУПС, 2014, с.74-81.
- 2.Управление эксплуатационной работой и качеством перевозок на железнодорожном транспорте. Под. ред. П.С.Грунтова. – М.:Транспорт, 1994. – 543 с., с.39-45. – ISBN 5-277-01418-7.
- 3.Вентцель Е.С. Теория вероятностей: учеб. для ВУЗов. – 5-е изд. стер. – М.: Высш.шк., 1998. – 576 с. – ISBN 5-06-003522-0.

А.В. Игнатенков

ФИЛОСОФСКИЕ АСПЕКТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СИСТЕМ

(ООО «Научно-технологический центр по эксплуатации железных дорог»,
Самарский государственный университет путей сообщения)

Современный мир – мир сложных систем, отличающихся многокомпонентным составом, наличием сложной внутренней структуры, явлениями саморегуляции и саморазвития. Таким системам свойственно контрэнтуитивное поведение, наличие внутренних целей, находящихся в некотором противоречии с общей системной целью, что требует разработки новых подходов к их исследованию.

По мнению автора, исследователю, занимающемуся разработкой и моделированием интеллектуальных систем в целом и искусственного интеллекта (далее – ИИ) в частности, необходимо знать основные философские воззрения, связанные с ними, осмыслить место таких систем в мире, сформировать личное целостное отношение к этим понятиям.

Целью данной статьи является проанализировать некоторые философские аспекты, связанные с моделированием именно интеллектуальных нейросетевых систем.

Одним из подходов к моделированию таких объектов можно назвать подход моделирования поведения и управления поведением сложных систем с помощью искусственного интеллекта.

Исследования о сути ИИ содержатся в трудах Р.Декарта, А.Тьюринга, Р.Пенроуза, Д.Маккарти, Д.Сёрла.

Изучив основные существующие определения ИИ [4,5,6], автор определяет искусственный интеллект как средство решения задач моделирования тех видов деятельности, которые традиционно присущи человеку, а также ориентированное на понимание и оценку того, что является человеческим интеллектом и разумом.

ИИ лежит на стыке наук физики, математики, химии, биологии, информатики, компьютерных наук (computer science). Он является новым постнеклас-



сическим междисциплинарным направлением, активно эволюционирующим и образующим новые теории, генерирующим новое знание как эмпирически, так и теоретическими методами.

Особенностью ИИ является то, что этот подход позволяет добывать новое знание из множества наблюдений, фактов, экспериментов, а также образовывать новые приемы познания действительности. Так, например, понятие эволюции, заимствованное из общей биологии и генетики, в сочетании с науками об информации и ее обработке (теорией алгоритмов, основами программирования) привело к образованию генетических алгоритмов, успешно решающих оптимизационные задачи.

Другим крупным подходом к созданию моделей систем с интеллектуальным поведением является коннекционизм и построенные модели искусственных нейронных сетей.

Нейронная сеть – это параллельный распределённый процессор, способный самостоятельно извлекать данные из поступающей информации.

Первая нейронная сеть была построена в 1958 году. С тех пор было изобретено большое число их разновидностей в зависимости от функций активации, количества слоев, нейронов и характера связей между нейронами. Основные особенности поведения нейронных сетей – способность обучаться на ретроспективных данных, выявлять закономерности и восстанавливать пропущенные данные, проявляются почти таким же образом, как функции памяти у человека.

С помощью нейронных сетей при моделировании сложных систем решаются задачи анализа и сжатия данных, распознавания образов, прогнозирования рядов; родственными направлениями для применения и развития нейронных сетей являются теория игр, робототехника, теория управления и многие другие. Нейронные сети проявляют свою связь с кибернетикой, теорией автоматического управления, нелинейной динамикой при использовании их в системах управления. Это проявляется у рекуррентных нейронных сетей, тесно связанных с такими категориями как «устойчивость», «управляемый хаос», «теория катастроф» и т.п.

Увеличение числа нейронов в слое, а также увеличение числа слоёв, подбор соответствующих функций активации превращает нейронную сеть в мощное вычислительное средство.

Ключевые свойства нейронных сетей:

1) Обучение. Искусственные нейронные сети могут менять своё поведение в зависимости от внешней среды. После получения входных сигналов сети подстраивают параметры, чтобы обеспечить требуемую реакцию.

2) Обобщение. Отклик сети после обучения может быть до некоторой степени нечувствителен к изменениям входных сигналов. Эта внутренне присущая способность видеть образ сквозь шум и искажения позволяет преодолеть требования строгой точности, предъявляемое к обычным компьютерам. Важно отметить, что нейронная сеть делает обобщения благодаря своей внутренней



структуре, а не с помощью заложенных в неё алгоритмов, написанных человеком.

3) Абстрагирование. Некоторые из нейронных сетей обладают способностью извлекать сущность из входных сигналов, т.е. работать с данными, которые не возникали в процессе обучения.

В отличие от традиционных программ, которые выполняют строгие инструкции, заданные в алгоритме, в определённое время шаг за шагом, в нейронных сетях данные содержатся в сложной структуре и распределены по весам многочисленных связей. Входные данные могут быть недоопределены или определены нечётко, что в традиционных программах не представляется возможным. Поставленная задача может быть решена нейронной сетью, даже если входная информация не рассматривалась изначально при обучении, при условии, что данные не выходят за известные пределы ограничений. Каждый элемент сети выполняет несложные операции, и вся сеть целиком идеально подходит под параллельные вычисления, что может значительно ускорить её работу.

Классическое применение нейронной сети при обучении с учителем выглядит следующим образом. Некая выборка содержит некоторое количество пар входных и ожидаемых выходных значений. Часть этих данных называется обучающей и используется для того, чтобы по специальным алгоритмам так изменить веса связей между нейронами, чтобы при подаче входного значения выходное было как можно более похоже на ожидаемое. Другая часть называется валидационной и используется для изучения характера обучения, т.е. проверяется, в какой степени сеть обучилась именно на имеющихся данных и как она будет реагировать на новые входные данные. Третья часть называется тестовой и применяется для финальной проверки нейронной сети.

Очень часто возникает такая ситуация, когда сеть находит так называемый локальный минимум ошибки сети (один из аттракторов) – то есть такое значение ошибки, когда обучающие алгоритмы говорят, что цель достигнута, хотя на самом деле существует более качественное решение, глобальный минимум.

Недавние исследования, выполненные на стыке математики, биологии и психологии, показали, что существует любопытная связь между свойствами нейронных сетей и когнитивными способностями человека в онтологии его развития [3].

Исследовались изменения свойств модельной нейронной сети, средняя интенсивность межнейронных связей в которой сначала увеличивается, а затем уменьшается. Первоначальное усиление межнейронных связей ассоциируется с развитием мозга, а их последующее ослабление — с его инволюцией. Было показано, что период развития характеризуется когнитивной дифференциацией, выражающейся в увеличении числа аттракторов сети, а период инволюции — интеграцией, сопровождающейся сглаживанием рельефа функции ошибки сети и уменьшением числа ее аттракторов. Этап дифференциации (от общего к частному) принципиально необходим для структуризации и эффективного усвоения мозгом непрерывно поступающего к нему интенсивного потока информации, а



последующий этап интеграции (от частного к общему) позволяет мозгу обрести новые когнитивные способности, которые можно квалифицировать как проявления мудрости.

Таким образом, хотя с возрастом наблюдается ухудшение памяти и других когнитивных способностей, зато улучшается возможность отвлекаться от несущественных деталей и благодаря этому находить стратегически более эффективные решения, т. е. появление способности, которую можно рассматривать как проявление мудрости.

Авторы статьи [3] также задаются вопросом, что если с течением времени число локальных минимумов будет уменьшаться из-за разглаживания поверхности функции ошибки, то, в конце концов, может оказаться так, что останется только один аттрактор, самый глубокий, концентрирующий в себе интегральное представление мозга о мире. Какому понятию соответствует этот аттрактор? Возможно, тому, которое в разных религиозно-философских системах обозначалось как «дао», «логос», «бог» — первопричина и смысл всего сущего.

Автор приводит возражение, заключающееся в том, что в описываемых ими процессах в итоге будет ровная поверхность функции ошибки, что эквивалентно угасанию всех связей между нейронами мозга. А последние из угасающих аттракторов, возможно, – самые базовые человеческие желания, цели и установки, как например, чувство голода или инстинкт самосохранения.

К недостаткам искусственных нейронных сетей, которые неоднократно подчёркивались современными исследователями в области Computer Science, можно отнести следующие:

1) в соединительных сетях зачастую накладываются некоторые ограничения на возможные связи (сети без обратных связей или симметричные сети), что не вполне соответствует реальным нервным системам. В живых организмах нет принципиальных запретов на виды и количество связей между нейронами.

2) биологические системы изначально зашумлены в силу наличия химической составляющей;

3) невозможно добиться полного соответствия между искусственным и биологическим нейронами (последний представляет собой гораздо более сложный объект);

4) большинство коннективистских сетей однородны по составу элементов, структуре и функциям, в то время как биологические сети зачастую содержат множество типов нейронов;

5) синхронизация в коннективистских сетях традиционно базируется либо на глобальном цифровом тактовом сигнале, который поддерживает прогрессивную активность элементов либо путем метода стохастического обновления; но очевидно предположить, что индивидуальное течение времени для нейронов является одним из значительных факторов в понимании поведения биологических нейронных сетей.

Таким образом, наиболее яркими особенностями ИИ и связанных с ним направлений является постоянная изменчивость, генерация нового знания, быстрота распространения и самообучаемость, а особенностью моделирования



сложных систем в настоящее время – построение модели при помощи ИИ.

Перспективы развития ИИ как отдельного направления связаны с решением таких вопросов, как определение допустимых границ вмешательства ИИ в развитие окружающего мира; нахождение баланса между приватностью и доступом к данным, развитием квантовых компьютеров и алгоритмов для них и улучшением качества жизни в целом.

Автор считает создание искусственного интеллекта возможным, но с некоторыми оговорками. Важно будет определить, когда можно констатировать, что задача моделирования ИИ будет решена (если это возможно).

Успешным финалом такого проекта должно быть конструирование чрезвычайно сложной по нашим нынешним представлениям искусственной нейронной сети, которая смогла бы оперировать разнообразными понятиями и категориями человеческого мышления. Как отмечают исследователи, даже если будет с абсолютной точностью найдена нейронная структура, соответствующая видению, например, зелёного цвета, в ней не будет содержаться ничего, напоминающего качество этого ощущения [2]. И если личные переживания смыслов, равно как и этические или эстетические переживания, имеют ту же «субъективную» природу (что, впрочем, не очевидно, как уже говорилось), то никакое максимально глубокое проникновение в тайны мозга не приблизит нас к решению философской проблемы невыразимости субъективного опыта.

Также необходимо упомянуть высказывание физика Стивена Хокинга, который сказал, что «успешное создание ИИ станет самым большим событием в истории человечества. К сожалению, оно может оказаться последним, если мы не научимся избегать рисков». С ним согласен генеральный директор и главный инженер SpaceX Илон Маск, заявляя, что в ближайшие 5-10 лет может появиться нечто ужасное, если процесс изучения ИИ останется прежним [1].

Автор данной работы считает, что подобные опасения несколько преувеличены. Нет оснований полагать, что искусственный разум сможет вырваться за рамки ограничений и нанести вред его создателю, но это, конечно, будет зависеть от того, насколько продуманы алгоритмы, заложенные в самую базу обучаемости искусственного интеллекта, что, в свою очередь, возвращает нас к необходимости вдумчиво и подробно рассматривать все аспекты, связанные с моделированием ИИ.

Литература

1. Илон Маск считает, что искусственный интеллект опасен для человечества [Электронный ресурс]: <https://geektimes.ru/post/241810/>
2. Михайлов И.Ф. К гиперсетевой теории сознания / И.Ф. Михайлов // Вопросы философии. 2015. № 11ю
3. Терехин А.Т. [и др.] Онтогенетическая эволюция и инволюция когнитивной деятельности мозга: нейросетевой подход / Теория развития: Дифференционно-интеграционная парадигма: сост. Н.И. Чуприкова. - М.: языки славянских культур, с. 167-182.
4. What is Artificial Intelligence? FAQ от Джона Маккарти, 2007, [Электронный ресурс]: <http://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai/node1.html>



5. Тьюринг А. Может ли машина мыслить?. – пер. с англ. Ю.В.Данилова - М.: ГИФМЛ, 1960.

6. Осипов Г.С. Искусственный интеллект: состояние исследований и взгляд в будущее [Электронный ресурс]: <http://www.raai.org/about/persons/osipov/pages/ai/ai.html>

А.М. Олышанский, А.В. Игнатенков

О РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ ПРИ КВАЗИПЕРИОДИЧЕСКОМ ХАРАКТЕРЕ ПОВЕДЕНИЯ СИГНАЛА ОШИБКИ

(Самарский государственный университет путей сообщения,
ООО «Научно-технологический центр по эксплуатации железных дорог»)

Цель настоящей работы – сформулировать постановку задачи управления искусственной нейронной сетью с переменной проводимостью сигнала, а также сделать выводы о возможности рассмотрения нейронной сети в терминах теории управления.

Рассмотрим многослойную нейронную сеть с переменной проводимостью сигнала [1], состояние которой в каждый момент времени характеризуется дифференциальным уравнением:

$$\frac{dE}{dt} = A * f(W, t) + B * G(t) \quad (1)$$

где

A – матрица системы размером n×n,

B – матрица внешнего воздействия,

G(t) – функция внешнего воздействия, в общем случае также матричная, в случае подачи единичных значений может быть выражена через функцию 1(t) или ее производные,

f(W, t) – некоторая функция, описывающая поведение сети как функцию весов и времени (возможен вариант – только от времени или только от весов),

E – вектор состояния сети (1).

Предположим, что существует некоторое управление u(E, W, t), в общем случае с обратной связью по состоянию (по ошибке сети), которое мы применяем к нашей нейронной сети в уравнении (2), чтобы перевести сеть из некоторого состояния в момент времени t₀ в целевое состояние в момент t₁.

Момент начала управления t₀ определяется моментом пересечения траекторией E(t) некоторой поверхности с заданным значением уровня ошибки Δ.

Момент окончания управления t₁ является открытым и определяется в ходе решения задачи синтеза оптимального управления сетью. В содержательном смысле условие окончания управления записывается как E(t) < Δ.



Основываясь на выполненных численных испытаниях данной сети, результаты которых опубликованы в [2], авторами была установлена следующая принципиальная форма поведения ошибки сети:

$$\frac{dE}{dt} = \sum_{i=1}^m (a_i \cos(w_i t) + b_i \sin(w_i t)) + u(E, t) \quad (2)$$

где

m – число гармоник, из которых состоит сигнал ошибки, в расчётах m = 7

a_i, b_i – косинус-коэффициенты и синус-коэффициенты,

w_i – частоты гармоник, определяемые спектральным анализом,

u(E, t) – некоторое искомое управление.

То есть, сигнал ошибки сети во времени может быть аппроксимирован в виде совокупности гармоник.

Рассмотрим квадратичный функционал качества управления сетью, который запишем как (3), минимизирующий любое управление, прилагаемое к нейронной сети:

$$I = \int_{t_0}^{t_1} u^2(E, W, t) dt + E(W, t_1, u) \rightarrow \min \quad (3)$$

Решением любой из задач управления сетью выступает оптимальное управление u*(E, W, t) с обратной связью, момент окончания управления t₁^{*}, а также оптимальная траектория E*(t, W, u*) снижения ошибки под воздействием управления.

Кривые u*(E, W, t) и E*(t, W, u*) приводят нас к способу управления, который должен быть реализован алгоритмически через элементы структуры и поведения рассматриваемой нейронной сети с переменным распространением сигнала.

Вид граничного условия (4) определяется исходя из того, что в различные моменты времени окончания управления будет существовать различный фиксированный уровень остаточной ошибки:

$$\Phi(t_1, E) = E \quad (4)$$

где Φ(t₁, E) – функция граничного условия.

Запишем уравнение Беллмана Φ^E для задачи (2) с функционалом качества (3) и граничным условием (4):

$$\Phi^E = \frac{\partial \Phi}{\partial t} + \frac{\partial \Phi}{\partial E} * ((\sum_{i=1}^m (a_i \cos(w_i t) + b_i \sin(w_i t))) + u(E, t)) - u^2(E, t) \quad (5)$$

Найдем производную функции Беллмана по управлению и приравняем к нулю для поиска структуры оптимального управления:

$$\frac{\partial \Phi^E}{\partial u} = \frac{\partial \Phi}{\partial E} - 2u(E, t) = 0 \quad (6)$$

Отсюда структура оптимального управления выражается как:

$$u(E, t) = \frac{1}{2} \frac{\partial \Phi}{\partial E} \quad (7)$$

Подставив (7) в (5), получим

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} + \frac{\partial \Phi}{\partial E} * ((\sum_{i=1}^m (a_i \cos(w_i t) + b_i \sin(w_i t))) + \frac{1}{4} [\frac{\partial \Phi}{\partial E}]^2) = 0 \quad (8)$$

С учетом соображений (4) будем искать решение уравнения (8) в виде

$$\Phi(t, E) = K(t)E \quad (9)$$