

ИНТЕГРАЦИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ВИРТУАЛЬНУЮ РЕАЛЬНОСТЬ ДЛЯ СОЗДАНИЯ ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННЫХ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ СРЕД

INTEGRATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE INTO VIRTUAL REALITY TO CREATE PERSONALIZED EDUCATIONAL ENVIRONMENTS

A. Olkhovaya

Summary. The article is devoted to highlighting one of the directions of artificial intelligence system development based on machine learning to solve the problem of generalization in virtual reality systems used in educational technologies. The author proposes architectural modifications of artificial neural networks that can contribute to solving this problem, opening new perspectives for personalization and improving the effectiveness of learning in virtual learning environments.

Keywords: artificial intelligence, virtual reality, educational technology, artificial neural network, integration of two technologies.

Ольховая Анастасия Михайловна
Аспирант, ГАОУ ВО «Московский городской
педагогический университет»
nas-tya92@mail.ru

Аннотация. Статья посвящена освещению одного из направлений развития системы искусственного интеллекта на основе машинного обучения для решения проблемы обобщения в системах виртуальной реальности, применяемых в образовательных технологиях. Автор предлагает архитектурные модификации искусственных нейронных сетей, которые могут способствовать решению этой проблемы, открывая новые перспективы для персонализации и повышения эффективности обучения в виртуальных учебных средах.

Ключевые слова: искусственный интеллект, виртуальная реальность, образовательные технологии, искусственная нейронная сеть, интеграция двух технологий.

Введение

Как известно, оптимальное управление объектом невозможно без применения результатов его оценивания и идентификации как объекта регулирования. Отсутствие априорной информации об объекте управления обуславливает необходимость его моделирования и идентификации полученной модели. С другой стороны, трансформация современных концепций обучения подразумевает широкое использование персонализированных и дистанционных (Blackboard, Moodle и др.) образовательных платформ, эффективность обучения в которых определяется, в том числе, достоверностью воссоздаваемых учебных ситуаций и сценариев относительно реалий предметной области.

Наблюдать, регистрировать или говоря техническим языком, проводить натурные эксперименты с реальными объектами порой затратно, а в ряде случаев — невозможно, т.к. существует множество объектов или процессов однократного (уникального) действия. Фактически, виртуальные лаборатории, равно как и простейшие тренажеры моделируют окружающую действительность для того, чтобы обучающийся идентифицировал ее своим «естественным интеллектом» в части профессионального предназначения, как это делается в теории идентификации систем. И обобщенная роль искусственного интеллекта в виртуальной реальности заключается в максимизации числовых по-

казателей подобия учебных сценариев — окружающей действительности.

Дополнительное преимущество использования моделей и алгоритмов искусственного интеллекта заключается в возможности идентификации профиля обучающегося на основе примеров и контрпримеров его познавательного процесса. Иными словами, появляется возможность адаптивного представления учебного материала в зависимости от распознанного «состояния ученика».

1. Проблема машинного обучения в виртуальных учебных средах

На острие современного искусственного интеллекта находится технология машинного обучения, а на ней — модели и алгоритмы глубокого обучения многослойных (сверточных) нейронных сетей прямого распространения.

Абстрагируясь от конкретного типа виртуального инструмента в образовательной программе, будь то:

- 3D тренажер каких-то механических манипуляций в реальном времени или
- тест-ситуативные задания по управления многопараметрическими объектами в отложенном временном режиме, можно утверждать, что в результате параметризации любого учебного сценария



Рис. 1. Обобщенная последовательность этапов обучения человека в VR-среде с использованием моделей и алгоритмов машинного обучения

синтез описания предметной области для обучающегося с использованием нейросетевых технологий включает приблизительно одну и ту же последовательность операций (рисунок 1).

Именно на заключительном 4-м этапе иллюстрированной последовательности раскрывается потенциал искусственных нейронных сетей, которые реализуют функцию распознавания вектора Y параметров транслируемой виртуальной реальности по конкатенированному вектору X ретроспективных данных реакций, действий, особенностей обучающегося.

Применение любой нейронной сети по назначению возможно только после ее верифицированного обучения, и алгоритмы машинного обучения информационно-емких сетей требуют больших датасетов.

Проблема заключается в том, что реакция обучающегося или его когнитивные особенности могут отсутствовать как примеры в обучающей выборке, при этом нейросети необходимо в режиме Real-Time сформировать решение.

Настоящая статья посвящена освещению одного из направлений развития системы искусственного интеллекта на основе машинного обучения для решения проблемы вышеописанного типа.

2. Машинное обучение — как многомерная нелинейная интерполяция в пространстве параметров виртуальной учебной среды

Одно из свойств, которым обязательно должен обладать сильный искусственный интеллект — это способность к обобщению. Данным свойством, в основе которого лежат принципы математической интерполяции потенциально могут обладать системы искусственного интеллекта на основе машинного обучения [2].

В основе функционирования обученной многослойной нейронной сети лежит известна теорема о представлении функций множества переменных суперпозицией функций одной переменной. С другой стороны, в теории интерполяции (как частном случае аппроксимации) ищется принадлежащий ограниченному классу функций полином $P(x)$. Значения данного полинома должны в заданных точках совпадать со значениями другой непрерывной функции $f(x)$, которая, в свою очередь, принадлежит гораздо более широкому классу функций, $|P(x) - f(x)| \rightarrow 0$ [1]. Существует иерархия аппроксимационных понятий иллюстрированная рисунком 2.



Рис. 2. Интерполяция в узком смысле потенциально позволяет обеспечить обобщающую способность систем искусственного интеллекта на основе машинного обучения

В нашем случае $P(x)$ — это выходные сигналы обученной нейронной сети, формирующие параметрическое описание сцены виртуальной реальности, а $f(x)$ — характеристики окружающей действительности, которую воссоздает имитатор на основе искусственной нейронной сети.

Множество точек совпадения $P(x)$ и $f(x)$ — это и есть вариант параметризации примеров обучающей выборки.

Интерполяция, подразумевает, что, если искомая функция $y(x)$ задана обучающей выборкой в виде таблицы, т.е. в плане эксперимента на сетке $\{x_n, n = 0, 1, \dots\}$, в узлах которой известны значения $y_n = y(x_n)$, то задача

заключается в построении функции, восстанавливающей значения $y(x)$ в произвольной точке x . При этом мы должны требовать достаточно простого поведения $y(x)$: функция не должна иметь «всплесков» между соседними узлами. Математически это означает, что $y(x)$ должна иметь достаточное количество старших производных, не слишком больших по величине. Выберем систему линейно независимых функций $\{f_m(x), m = 0, 1, \dots\}$. Линейную комбинацию таких функций называют обобщенным многочленом $\Phi(x)$. Аппроксимация $y(x)$ обобщенным многочленом

$$y(x) \approx \Phi_N(x) \equiv \sum_{m=0}^N c_m f_m(x), \quad (1)$$

где c_m — коэффициенты, выбранные с условием, чтобы обобщенный многочлен $\Phi_N(x)$, содержащий $N+1$ коэффициент, точно передавал табулированные значения функции в $(N+1)$ -м узле

$$\sum_{m=0}^N c_m f_m(x) = y_n, \quad 0 \leq n \leq N. \quad (2)$$

Такой способ приближения называется интерполяцией, и коэффициенты c_m находят из решения линейной системы (2). Для ее разрешимости необходимо, чтобы

$$\det[f_m(x_n)] \neq 0. \quad (3)$$

Однако условие (3) необязательно в случае нейросетевой аппроксимации в многослойной архитектуре *BProp* (рисунок 3).

Многомерная интерполяция вместо зависимости (2), оперирует не $f_m(x)$, а функциями $f_m(x_1, x_2, x_3, \dots, x_z)$ многих переменных в z -мерном пространстве многомерных кривых.

Равномерность, эквидистантность и однородность евклидова пространства не усложняют задачи, она остается тривиальной, как например в случае кусочно-постоянной и линейной интерполяции.

В рассматриваемом анализе представляет интерес интерполяция в узком смысле слова, которая подразумевает, что искомые значения функции $f_m(x_1, x_2, x_3, \dots, x_z)$ не совпадают с узлами и лежат в интервалах

$$\begin{bmatrix} [x_1^1, x_1^2] & [x_1^2, x_1^3] & \dots & [x_1^{i-1}, x_1^i] & \dots & [x_1^{N-1}, x_1^N] \\ [x_2^1, x_2^2] & [x_2^2, x_2^3] & \dots & [x_2^{i-1}, x_2^i] & \dots & [x_2^{N-1}, x_2^N] \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ [x_j^1, x_j^2] & [x_j^2, x_j^3] & \dots & [x_j^{i-1}, x_j^i] & \dots & [x_j^{N-1}, x_j^N] \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ [x_M^1, x_M^2] & [x_M^2, x_M^3] & \dots & [x_M^{i-1}, x_M^i] & \dots & [x_M^{N-1}, x_M^N] \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где $(N-1)$ — число интервалов между точками — данными каждой из M переменных.

Проблемы решения задачи многомерной интерполяции в узком смысле слова, возникают, когда

1. точки, соответствующие примерам обучающей выборки в многомерном пространстве признаков, отстоят друг от друга не равномерно;
2. аргументы искомой многомерной функции $f_m(x_1, x_2, x_3, \dots, x_z)$ не являются независимыми.

3. Обобщение через интерполяцию в системах искусственного интеллекта на основе машинного обучения

Под системой искусственного интеллекта подразумевается система распознавания на основе многослойных нейронных сетей, обладающая способностью обобщения реакции на входные образцы, отсутствующие в обучающих выборках.

Достоверность, как вероятность правильного распознавания у таких сетей, при неизменной сложности (т.е. неизменной топологии описания примеров в пространстве признаков) повышается за счет следующих факторов [4, 5]:

1. роста объема и статистической представительности обучающих выборок;
2. усложнения архитектуры сети.

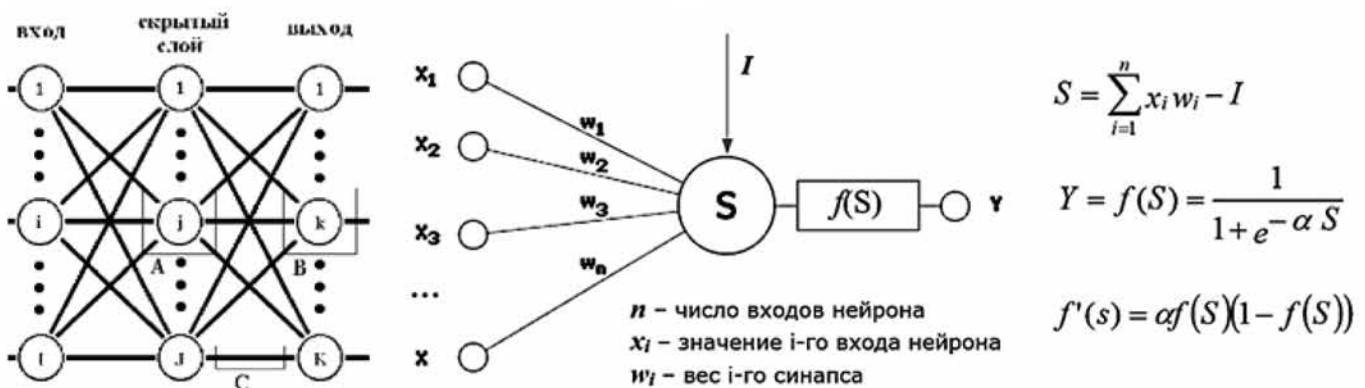


Рис. 3. Нейрон, благодаря линейно независимой системе нелинейных, дифференцируемых функций $f(S)$ потенциально реализует нелинейную одномерную интерполяцию

В многослойных нейронных сетях прямого распространения функционал обобщения индуцируется подобно выработке прототипов, вследствие избыточности нейронов, значения откликов которых равномерно заполняют межинтервальное пространство (4).

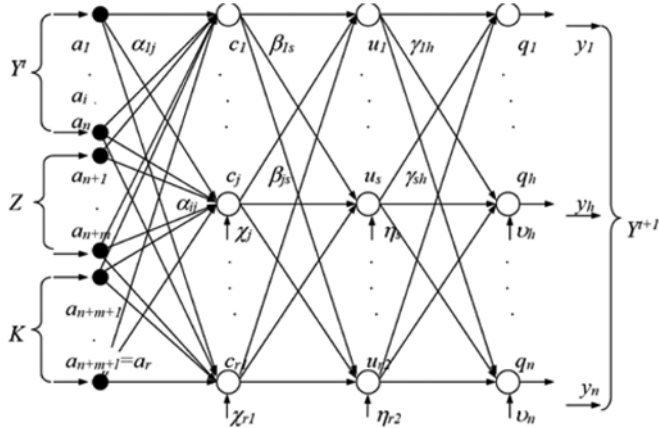


Рис. 4. Архитектура нейронной сети BPProp, за счет избыточности выходного слоя, которой реализуется технология многомерной нелинейной интерполяции, интерпретируемой как обобщение на межинтервальные примеры, не входящие в обучающую выборку

На рисунке 4 Y^r — вектор текущего состояния обучающегося, Z — вектор параметризации сцены виртуаль-

ной реальности, K — вектор возмущающих воздействий в генерации сцены, Y^{r+1} — вектор искомого прогнозного вектора состояния обучающегося.

Одномерная иллюстрация принципа нелинейной интерполяции изображена на рисунке 5 [4].

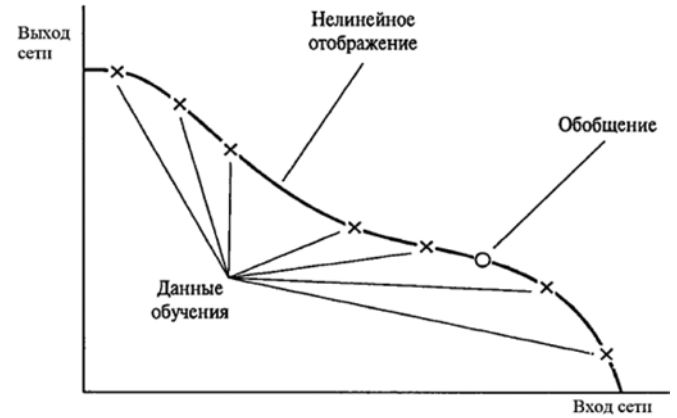


Рис. 5. Пример нелинейной интерполяции (обобщения в проекции 1D)

Принцип избыточности, применительно к многослойным сетям, иллюстрирован на рисунке 6.

Метод учета положения нейронов для обеспечения требуемой обобщающей способности нейронных сетей в системах виртуальной реальности реализуем во всех

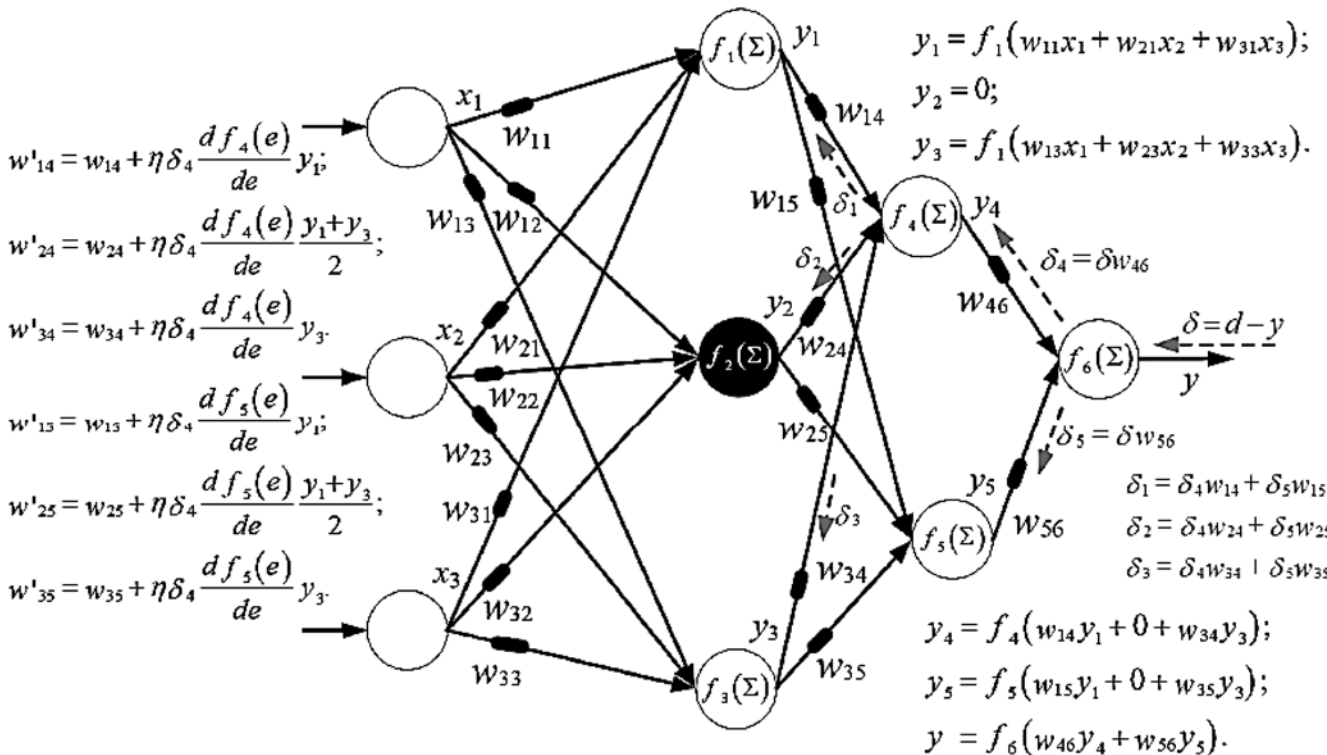


Рис. 6. Формирования эффекта обобщения в BPProp сетях за счет избыточности в количестве нейронов в скрытых слоях. В качестве функции, аргументами которой являются выходы топологически близких нейронов в слое — среднее арифметическое y_1 и y_2

архитектурах искусственных нейронных сетей, в которых существуют прямые сигнальные или латеральные связи между нейронами [3].

Заключение

Развитие прорывных технологий виртуальной реальности в сфере персонализированных образовательных сред сдерживается проблемами создания «сильного» искусственного интеллекта. Современные технологии глубокого обучения с переменным успехом решают про-

блему обобщения за счет гигантских датасетов и месяцев обучения, что является экстенсивным путем решения проблемы «сильного» искусственного интеллекта. Предложенное в настоящей статье направление, связанное с архитектурной модификацией искусственных нейронных сетей различных парадигм обучения, позволяют за счет реализации функционала обобщения распознавать образы, не входящие в обучающие выборки при реализации сценариев виртуальной реальности, что является краеугольным камнем в их дальнейшем развитии.

ЛИТЕРАТУРА

1. Янович Л.А., Игнатенко М.В. Основы теории интерполирования функций матричных переменных. Минск: Белорусская наука. 2016. 281 с.
2. Попов Е.П. Прикладная теория процессов управления в нелинейных системах. М.: Наука. 2021. 584 с.
3. Назаров А.В., Бурлуцкий С.Г., Матасов Ю.Ф. Нейрометрический подход к решению проблемы интерполяции в системах искусственного интеллекта на основе технологий машинного обучения // Сб. докл. IV МНК «Аэрокосмическое приборостроение и эксплуатационные технологии», Ч.2. СПб, 2023. С. 72–77.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд.: пер. с англ. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
5. Ponomareva L.A., Romashkova O.N. Training of specialists in on-board communication systems. // В сборнике: 2020 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. 2020. С. 9078594.
6. Ольховая А.М. Возможности применения технологии виртуальной реальности для современных образовательных платформ // Сборник тезисов студенческой открытой конференции, Конференция: Лига Исследователей МГПУ, Москва, 21–25 ноября 2022 г. М.: МГПУ. С. 334–335.
7. Ольховая А.М. Задачи применения систем машинного обучения для образовательных платформ // Цифровое будущее: социальные и экономические проблемы, вызовы и возможности. Сборник статей Круглого стола ИОН РАНХиГС — М.: «КДУ», «Добросвет», 2024. — С. 291–297 — Текст: электронный. — URL: <https://bookonlime.ru/node/73071>

© Ольховая Анастасия Михайловна (nas-tya92@mail.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»