

МЕТОДОЛОГИЯ И ТЕХНОЛОГИЯ ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ В ЭПОХУ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ

DOI: 10.24888/2500-1957-2023-1-57-69

УДК
37.022

РАЗРАБОТКА ИНСТРУМЕНТАЛЬНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ МОДУЛЕЙ ГИБРИДНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ОБУЧАЮЩЕЙ СРЕДЫ НА ОСНОВЕ ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ И НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ

Дружинина Ольга Валентиновна
д.ф.-м.н., профессор
ovdruzh@mail.ru
г. Москва

Масина Ольга Николаевна
д.ф.-м.н., доцент
olga121@inbox.ru
г. Елец

Петров Алексей Алексеевич
к.т.н., доцент
xeal91@yandex.ru
г. Елец

Федеральный исследовательский центр
«Информатика и управление» Российской
академии наук,
Елецкий государственный университет
им. И.А. Бунина
Елецкий государственный университет
им. И.А. Бунина

Елецкий государственный университет
им. И.А. Бунина

Аннотация. Рассматриваются актуальные вопросы построения математических моделей и применения интеллектуальных технологий для разработки инструментально-методического обеспечения педагогического процесса в условиях цифровизации образования. Рассмотрена задача оценки показателей проектно-исследовательской деятельности школьников при освоении математических дисциплин. Для решения указанной задачи использованы методы математического моделирования, анализа дидактических систем, искусственного интеллекта и теории динамических систем. Предложена обобщенная структура гибридной интеллектуальной обучающей среды (ГИОС) с учетом схемы взаимодействия ГИОС с моделью обучения. В замкнутой системе управления «ГИОС – модель обучения» используется гибридная нейронная сеть, функционирование которой осуществляется на основе разработанного алгоритма машинного обучения с подкреплением. Предложена структура такого каскадного регулятора на основе нечеткой логики, который может быть использован для формирования метаданных об образовательных траекториях обучающихся. Описан метод формирования нечеткой базы правил на основе алгоритмов символьной регрессии. Дана характеристика алгоритмического и программного обеспечения модулей ГИОС. Предложена структура и рассмотрен функционал веб-интерфейса ГИОС с учетом разделения на несколько уровней доступа. Описанный подход к моделированию позволяет учитывать неопределенности и управляющие воздействия в гибридных обучающих средах, а также дает возможность реализовывать системы интеллектуальной поддержки педагогических процессов. Предложены алгоритмы искусственного интеллекта и параметрической оптимизации, которые предполагают анализ результатов тестирования групп школьников и проведение вычислительных экспериментов,

направленных на оценку процесса получения и усвоения знаний в системе общего образования. Рассмотрены вопросы интеграции и адаптации нейросетевых алгоритмов для решения задач моделирования образовательных процессов в рамках функционирования ГИОС. Применение полученных результатов и перспективы исследования направлены на решение задач интеллектуального управления в педагогике и на совершенствование систем обучения с учетом современных тенденций цифровизации образования.

Ключевые слова: гибридная интеллектуальная обучающая среда, проектно-исследовательская деятельность, инструментально-методические средства поддержки образовательного процесса, нейросетевое моделирование, управляющие воздействия, каскадный регулятор, машинное обучение, нечеткая логика.

Благодарности: исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-29-14009.

Введение

Исследования по цифровой трансформации математического образования относятся к важным направлениям педагогической науки в современном цифровом обществе, при этом значимым фактором развития является внедрение достижений в области искусственного интеллекта. В таких условиях математическое образование ориентировано на достижение индивидуальных целей для каждого обучающегося на цифровой платформе в реальной школе (Семенов, 2021, Константинов, 2021). Указанный подход к обучению способствует как усилению обратной связи и использованию новых форм аттестации, так и созданию персональных планов обучения с учетом отслеживания достижения целей. У обучающихся развиваются возможности преадаптивности и совершенствования проектно-исследовательской деятельности в процессе изучения математики в средней школе.

Использование современных цифровых технологий в образовательном процессе связано с изменением программ обучения, а также с разработкой дополнительного инструментально-методического обеспечения. Указанное инструментально-методическое обеспечение должно создаваться с учетом предметных особенностей изучаемой дисциплины, психологических особенностей и знаний обучающихся. Различные аспекты проектирования индивидуальных образовательных маршрутов с применением гибридной интеллектуальной обучающей среды (ГИОС) в условиях цифровизации образования рассмотрены в (Sampsons, 2002, Loong, 2018, Басалин, 2018) и в других работах.

Существенный интерес представляет разработка интегрированного комплекса базы знаний и инструментальных средств искусственного интеллекта для оценивания знаний и исследовательского потенциала учащихся в рамках ГИОС (Басалин, 2020, Астахова, 2020, Smirnov, 2021, Петров, 2021, Druzhinina, 2021). При этом дальнейшей разработки требуют вопросы, связанные с получением новых алгоритмов интеллектуального анализа результатов педагогического процесса с применением искусственных нейронных сетей, интеллектуального анализа данных и методов численной оптимизации (Карпенко, 2017, Mckinney, 2017).

В (Smirnov, 2020, Dvoryatkina, 2021) рассмотрены методологические основы построения гибридной нейронной сети для организации проектно-исследовательской деятельности школьников. В частности, в (Dvoryatkina, 2021) авторы описывают дидактическую модель развития навыков проектно-исследовательской деятельности школьников в ГИОС. Разработанная технология интеллектуальной поддержки проектно-исследовательской деятельности школьников позволяет выявлять синергетические эффекты в ходе развертывания индивидуальных образовательных маршрутов школьников.

Реализация интеллектуальных алгоритмов требует применения передового математического программного обеспечения. При решении задач кластеризации и классификации используются методы машинного обучения (Aggarwal, 2019, Dulhare, 2020, Druzhinina, 2021). Различные задачи в рамках этого направления рассматривались, в частности, в (Filipovych, 2011) и других работах. Среди актуальных программных средств следует отметить библиотеки для машинного обучения с открытым исходным кодом Scikit-learn, Keras, Tensorflow, Pytorch, Clustering.jl (Geron, 2019). К средствам создания такого программного обеспечения относятся языки Python и Julia с математическими библиотеками Numpy, Scipy, Matplotlib, bboptimize.jl (Mckinney, 2017).

В настоящей статье развивается подход к интеграции интеллектуальных методов в рамках ГИОС на основе нейросетевого и нечеткого моделирования с учетом динамики образовательного процесса. Рассматриваются вопросы разработки и внедрения инструментальных средств, предназначенных для функционирования модулей ГИОС. Описаны принципы функционирования замкнутой системы управления «ГИОС – модель обучения» с использованием гибридной нейросети. Разработана структура каскадного регулятора на основе нечеткой логики. Охарактеризовано алгоритмическое и программное обеспечение модулей ГИОС.

Построение замкнутой системы управления «ГИОС – модель обучения» с использованием гибридной нейросети

Изложим далее основы метода интеллектуальной поддержки педагогического процесса, базирующегося на реализации замкнутой системы корректировки показателей проектно-исследовательской деятельности обучающихся в рамках ГИОС. Для указанной системы примем термин «ГИОС – модель обучения». Указанная система содержит, во-первых, управляющую подсистему на основе гибридной нейросети и, во-вторых, управляемую систему на основе дифференциальной характеристической модели обучения. Будем считать, что дифференциальная характеристическая модель является одноступенчатой с учетом того, что данное предположение не ограничивает общности исследования.

С целью параметрической оптимизации гибридной нейросети предлагается алгоритм машинного обучения с поэтапной корректировкой педагогических показателей. Этот алгоритм учитывает замкнутую обратную связь в цепи «управляющая система» – «управляемая система».

Выделяются следующие кластеры параметров успешности и качества исследовательской деятельности школьников (Dvoryatkina, 2021): 1) личностный кластер, 2) деятельностный кластер, 3) коммуникативный кластер, 4) результативный кластер.

В первом кластере используются такие характеристики параметров исследовательского потенциала, как креативность, логические акты, принципы и стили, значимость и ценностные ориентиры, мотивация достижения результатов, мотивация самореализации. Второму кластеру соответствует характеристика «проектно-исследовательская деятельность». Третий кластер включает в себя характеристику «научная коммуникация и диалог». Четвертый кластер содержит характеристику «результативность творческой активности». Перечисленными кластерами охватывается ряд важных показателей исследовательского потенциала обучающихся (Dvoryatkina, 2021).

В результате обобщения каждый кластер может содержать n_i параметров, характеризующих показатели проектно-исследовательской деятельности школьников, причем имеет место равенство $\sum_{i=1}^4 n_i = n$. В (Dvoryatkina, 2021) рассматривается случай $n = 9$ с учетом следующих размерностей четырех указанных кластеров:

$$n_1 = 6, n_2 = 1, n_3 = 1, n_4 = 1.$$

При описании характеристической дифференциальной модели будем считать, что процесс обучения протекает с внутренними скрытыми взаимосвязями и зависит от внешнего управления. Взаимосвязи в указанной модели определяются на основе формализма искусственных нейронных сетей. Также будем считать, что насыщение характеристик определяется тангенциальным законом. Тогда модель примет вид

$$\dot{x} = E(W_1 x + b_1) - E(W_1 x + b_1) + k\hat{x} - d \tan \frac{\pi x}{2}, \quad (1)$$

где $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор показателей проектно-исследовательского процесса, W_1, W_2 – матрицы параметров модели размерности $n \times n$, E – логистическая функция активации, b_1, b_2 – векторы смещения, k – коэффициент усвоения знаний, $\hat{x}$ – вектор коррекции параметров исследовательского потенциала, d – коэффициент насыщения в системе.

В ГИОС реализуется интеллектуальная система поддержки педагогического процесса на основе иерархического дерева кластеров исследовательских задач (Dvoryatkina, 2021). Количественные показатели формализуются с помощью баз знаний, каждая из которых соответствует своему уровню проектно-исследовательской деятельности. Базы знаний обозначаются через $B_1, B_2, \dots, B_i$. Для реализации интеллектуального компонента коррекции параметров в замкнутой цепи обучения предлагается использовать гибридную нейронную сеть. Структура сети представлена каскадом нейросетевых блоков, обобщенная архитектура которых представлена на рис. 1.

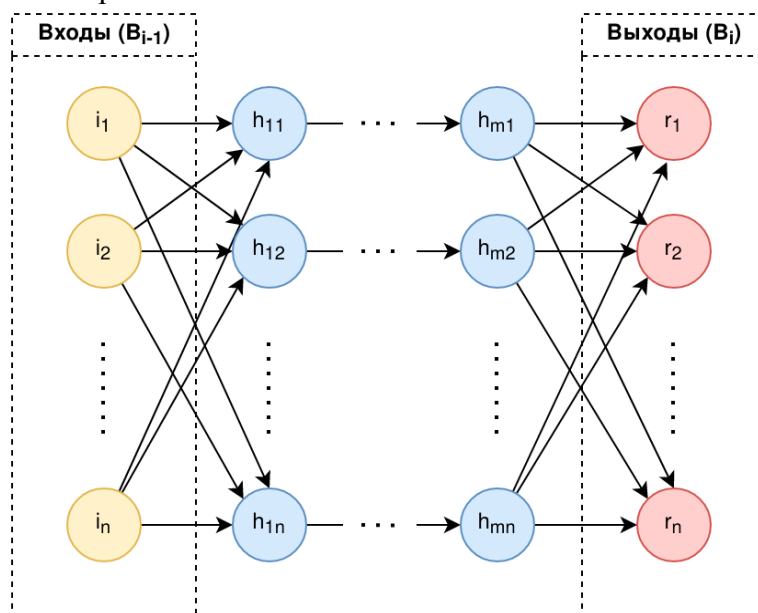


Рис. 1. Нейросетевой блок гибридной нейронной сети ГИОС

Согласно рис. 1, в блоке гибридной сети может содержаться m скрытых слоев (в простейшем случае $m = 0$). Гибридная нейронная сеть состоит из нескольких последовательно соединенных блоков, количество которых зависит от глубины иерархического дерева кластеров исследовательских задач. На вход первого блока подаются такие значения показателей исследовательского потенциала (база знаний B_0), которые оцениваются на основе либо фазового вектора модели (1), либо результатов тестирования в группах школьников. Каждому ребру графа, представленному на рис. 1, соответствует один весовой коэффициент. Таким образом, каждому нейросетевому блоку в общем случае соответствует mn^2 весовых коэффициентов.

Для поиска весовых коэффициентов гибридной нейронной сети мы предлагаем алгоритм машинного обучения с подкреплением. Основная идея указанного алгоритма заключается в том, что в качестве модельной среды используется система (1), а для оптимизации используются эволюционные вычисления (в частности, дифференциальная эволюция). На первом этапе алгоритма необходимо проинициализировать гибридную нейронную сеть случайными весовыми коэффициентами и произвести расчет траекторий для каждого из наборов показателей исследовательской деятельности. На втором этапе следует вычислить среднее значение критерия качества $J(x(t))$. Далее, на третьем этапе на основе

значения критерия качества необходимо скорректировать коэффициенты гибридной нейронной сети (с применением эволюционного алгоритма глобальной параметрической оптимизации). Реализация указанного алгоритма осуществляется с использованием языка Julia и библиотеки BlackBoxOptim.jl.

Структура каскадного регулятора на основе нечеткой логики

Обучение гибридной нейронной сети для модели (1) реализуется на основе баз знаний B_1, B_2, B_3, B_4 , информация для которых в результате интерпретации представляется в числовой форме. Очевидно, что экспертные оценки, используемые для наполнения указанных баз знаний, допускают варьирование и многозначность. С учетом указанного обстоятельства целесообразным является применение аппарата нечеткой логики.

Для адекватного описания иерархического дерева подзадач кластеров исследовательских заданий мы предлагаем метод построения каскадного (многослойного) регулятора на базе формализма нечеткой логики. Регулятор имеет каскадную структуру с учетом иерархической взаимосвязи баз знаний, обеспечивающих процесс совершенствования и оценивание проектно-исследовательской деятельности обучающихся. В контексте настоящей работы под регулятором понимается механизм формирования баз знаний кластеров исследовательских заданий и вектора коррекции показателей исследовательского процесса. На вход регулятора подаются значения n параметров исследовательской деятельности с учетом использования шкалы значений от 0 до 1. Значения, наполняющие базы знаний B_1, B_2, B_3, B_4 , могут быть определены в форме нечетких термов. Общая структура регулятора представлена на рис. 2.

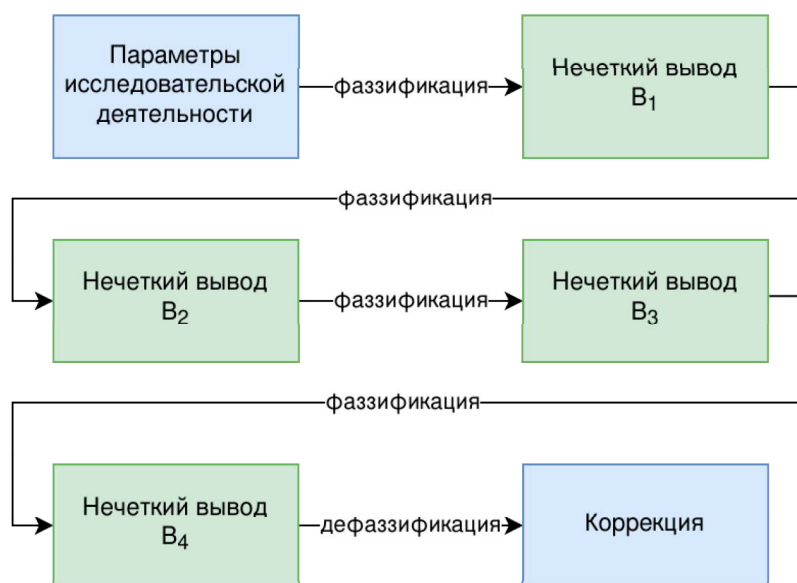


Рис. 2. Общая схема каскадного нечеткого регулятора

Нечеткий вывод для B_i основан на применении базы правил в форме Мамдани, которая в обобщенной форме имеет вид

если $h_{11}(f_{11}(x_1), f_{12}(x_2), \dots, f_{1m}(x_n))$, то $g_1(b_{11})$;
 если $h_{12}(f_{21}(x_1), f_{22}(x_2), \dots, f_{2m}(x_n))$, то $g_2(b_{11})$;
 если $h_{13}(f_{31}(x_1), f_{32}(x_2), \dots, f_{3m}(x_n))$, то $g_3(b_{11})$;
 если $h_{21}(f_{41}(x_1), f_{42}(x_2), \dots, f_{4m}(x_n))$, то $g_1(b_{12})$;
 если $h_{22}(f_{51}(x_1), f_{52}(x_2), \dots, f_{5m}(x_n))$, то $g_2(b_{12})$;
 если $h_{23}(f_{61}(x_1), f_{62}(x_2), \dots, f_{6m}(x_n))$, то $g_3(b_{12})$;

 если $h_{n1}(f_{a1}(x_1), f_{12}(x_2), \dots, f_{1m}(x_n))$, то $g_1(b_{1n})$;
 если $h_{n2}(f_{\beta 1}(x_1), f_{22}(x_2), \dots, f_{2m}(x_n))$, то $g_2(b_{1n})$;
 если $h_{n3}(f_{m1}(x_1), f_{32}(x_2), \dots, f_{3m}(x_n))$, то $g_3(b_{1n})$;

где $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор входных данных, h_{ij} – функция, описывающая логическое выражение в части антецедентов, f_{ij} – функции принадлежности в части антецедентов, g_1, g_2, g_3 – функции принадлежности в части консеквентов, $m = 3n$, $\alpha = m - 3$, $\beta = m - 2$. Следует отметить, что количество правил в базе может варьироваться, а при наличии трех функций принадлежности в части консеквентов для построения репрезентативной базы требуется $3n$ правил в каждом слое. Таким образом, в этих условиях необходимо задействовать $12n$ правил. Функции принадлежности f_{ij} образуют матрицу функций одного из трех видов – «низкий», «высокий», «средний».

Характерным отличием механизма нечеткого каскадного регулятора от принципа функционирования гибридной нейронной сети прямого распространения является возможность построения базы нечетких правил с применением метода экспертных оценок. Благодаря применению экспертных оценок возможна итеративная корректировка параметров нечеткого регулятора и характеристической модели обучения (см. рис. 3).

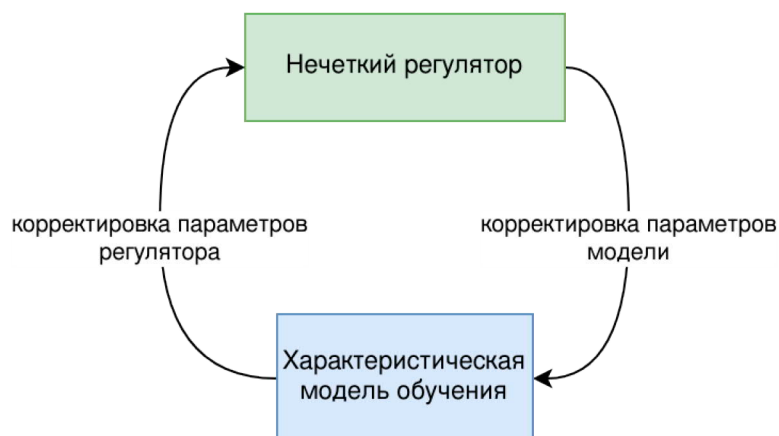


Рис. 3. Схема итеративной корректировки параметров замкнутой модели обучения

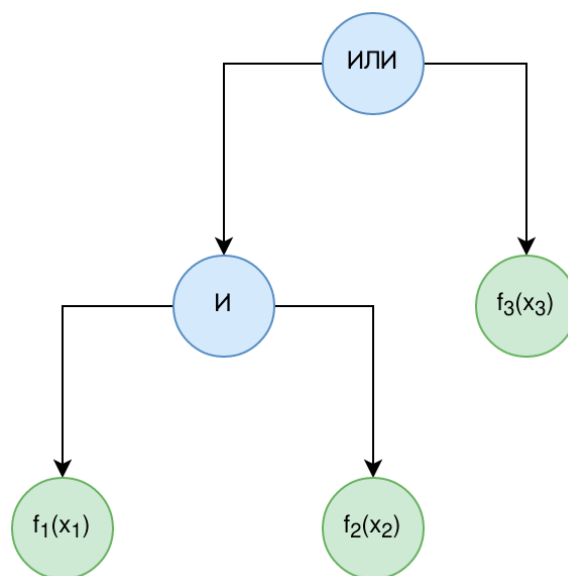


Рис. 4. Символьное дерево для выражения $f_1(x_1)$ И $f_2(x_2)$ ИЛИ $f_3(x_3)$

Помимо использования метода экспертных оценок формирование базы правил нечеткого регулятора может быть осуществлено с применением машинного обучения с подкреплением. В рамках концепции машинного обучения мы предлагаем два подхода к формированию базы правил нечеткого регулятора на основе эволюционных алгоритмов оптимизации.

При первом подходе предполагается, что правила в базе всегда представлены в совершенной нормальной форме:

$$И(ИЛИ(X), ИЛИ(X), \dots).$$

В этом случае при наличии однородной структуры правил возможно применение алгоритмов комбинаторной оптимизации для определения оптимальной структуры нечеткого регулятора. Преимуществом таких алгоритмов является относительно простая реализация. Однако полученные правила могут обладать большой структурной избыточностью, а сами алгоритмы имеют как минимум квадратичную сложность.

Второй подход к формированию базы правил основан на применении символьной регрессии. Поскольку символьное дерево может быть построено для любых математических операторов, можно представить правила нечеткой базы в форме символьных деревьев. Пример символьного дерева такого типа приведен на рис. 4.

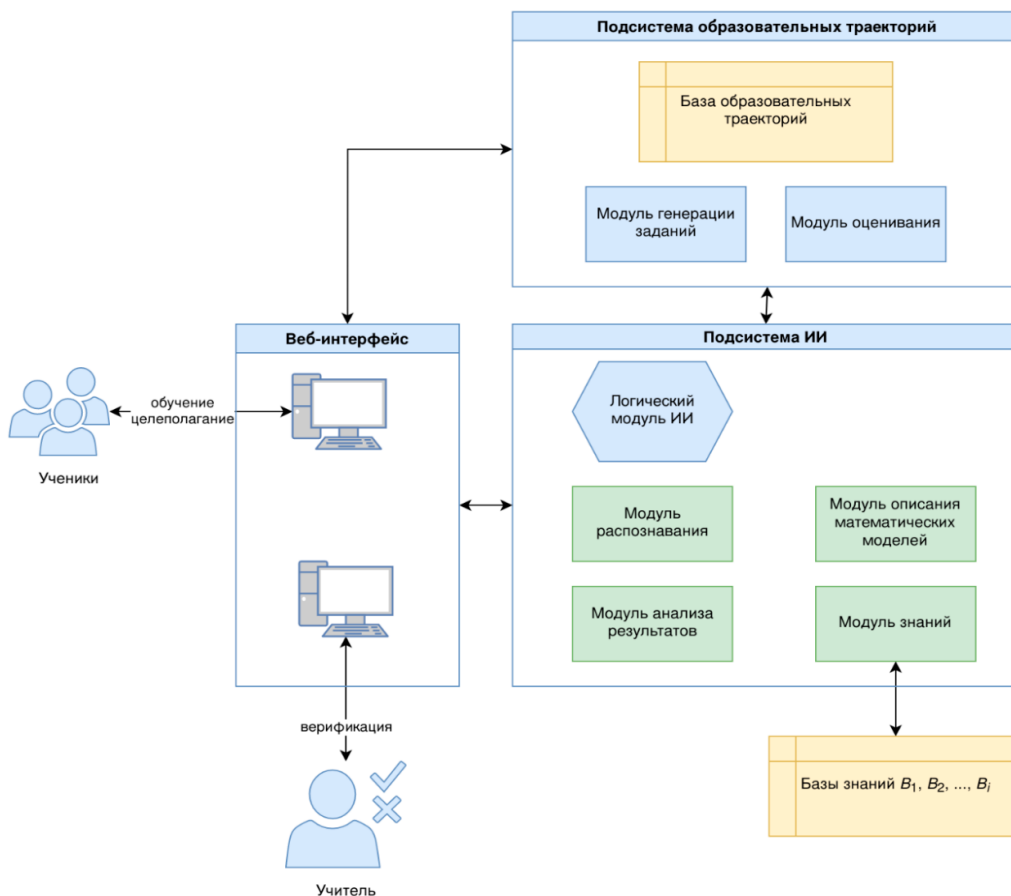


Рис. 5. Обобщенная схема ГИОС

Символьные деревья, аналогичные представленному на рис. 4 дереву, могут использоваться для описания иерархической структуры подзадач кластеров исследовательских заданий в процессе обучения математическим дисциплинам. Такое описание иерархической структуры позволяет комбинировать многообразие экспертных оценок с автоматизацией процесса интеллектуального моделирования педагогического процесса. Примеры реализации конечноавтоматных алгоритмов построения символьных деревьев общего вида содержатся в (Петров, 2022). Указанные алгоритмы допускают модификацию, направленную как на построение и использование пространства знаний, так и на хранение и обработку данных в структуре баз знаний $B_1 - B_4$.

Характеристика алгоритмического и программного обеспечения модулей гибридной интеллектуальной обучающей среды

Важным направлением разработки ГИОС, позволяющим унифицировать процесс обучения математическим дисциплинам (МД) в системе среднего образования, является

МЕТОДОЛОГИЯ И ТЕХНОЛОГИЯ ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ В ЭПОХУ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ

создание и апробация алгоритмического и программного обеспечения, привязанного к различным модулям ГИОС. Предложенные в работе алгоритмы и программное обеспечение интегрированы в ГИОС. На рис. 5 приведена схема ГИОС, представляющая собой обобщение схемы, приведенной в (Петров, 2021).

Для разработки ГИОС, предназначенной для обучения МД в системе среднего образования, используются инструментальные средства языка Python3, в частности numpy, sympy, scikit-fuzzy, среда JupyterLab. Отдельные модули реализованы с применением языка Julia. Использование различных языков программирования обусловлено многообразием задач, решаемых в рамках данного исследования. Структурно ГИОС разделена на три подсистемы: подсистему ИИ, подсистему образовательных траекторий и веб-интерфейс.

Подсистема ИИ является логическим ядром ГИОС и выполняет задачи, представленные в таблице 1.

*Таблица 1.
Описание подсистемы ИИ ГИОС*

Задачи	Модуль подсистемы ИИ
Представление данных, соответствующих результатам контрольных работ по математике, с учетом процедур распознавания, формализации и нормализации.	Модуль распознавания результатов
Препроцессинг данных, соответствующих результатам контрольных работ, на основе метода понижения размерности. Ранжирование результатов с помощью алгоритмов кластеризации.	Модуль анализа результатов
Выделение параметров исследовательского потенциала и формирование вектора коррекции указанных параметров. Реализация искусственных нейронных сетей прямого распространения.	Логический модуль ИИ
Формирование метаданных по образовательным траекториям учащихся.	Модуль знаний
Алгоритмические и инструментальные средства для описания интеллектуальных моделей в форме дифференциальных уравнений и вероятностных соотношений.	Модуль описания математических моделей

Модуль распознавания подсистемы ИИ построен на базе алгоритмов оптического распознавания символов, а также алгоритмах парсинга и обработки символьных выражений. Для реализации указанных алгоритмов используются открытые библиотеки libopencv и sympy.

Для реализации препроцессинга данных используются методы понижения размерности данных, в частности метод машинного обучения с применением автокодировщика и метод главных компонент математической библиотеки Statistics.jl. Для ранжирования результатов разработан алгоритм с применением процедуры кластеризации данных на основе k-means++ (библиотека scikit-learn). Выделение параметров исследовательского потенциала и формирование вектора коррекции параметров реализовано с применением гибридной нейронной сети. Формирование метаданных по образовательным траекториям учащихся производится с применением каскадного регулятора на основе нечеткой логики. Инструментальные средства модуля описания управляемых математических моделей базируются на алгоритмах численного решения дифференциальных уравнений, а также на алгоритмах статистических расчетов. В частности, на базе средств

указанного модуля построены и реализованы модель поэтапного усвоения знаний и одноступенчатая характеристическая модель обучения.

Важным компонентом ГИОС является реализация пользовательского интерфейса. Так как программный комплекс функционирует в клиент-серверном режиме, одной из задач разработки является создание веб-интерфейса. Для интеграции компонентов подсистемы ИИ с пользовательским интерфейсом используются такие средства, как фреймворк Mercury (для модулей, реализованных на Python) и фреймворк Mux/Interact.jl (для модулей, реализованных на языке Julia). Фрагмент интерфейса, полученный с применением Mux/Interact.jl, приведен на рис. 6.

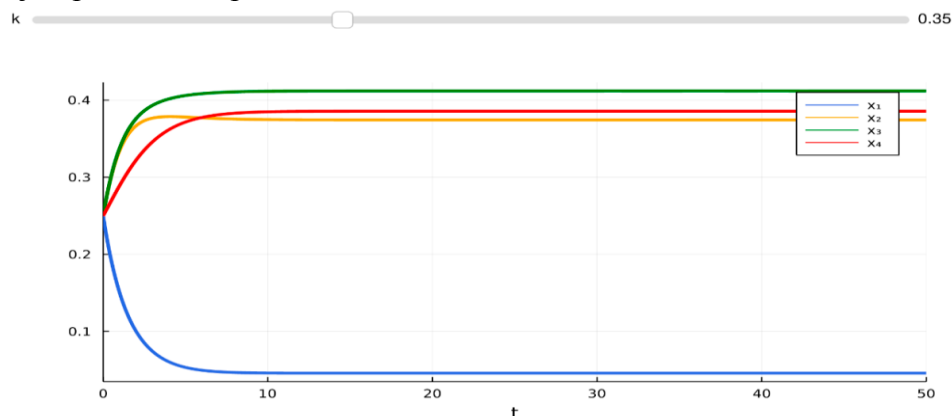


Рис. 6. Фрагмент графического интерфейса, иллюстрирующий процедуру варьирования параметра k для системы (1)

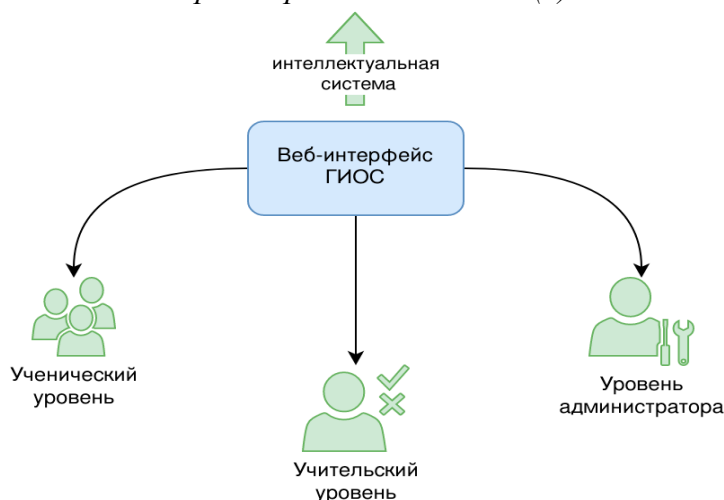


Рис. 7. Уровни доступа в ГИОС

Следует отметить, что веб-интерфейс ГИОС допускает высокую масштабируемость, предоставляет возможности по расширению функциональности, а также позволяет организовать интерактивное взаимодействие с пользователем. Структурное распределение веб-интерфейса по уровням доступа представлено на рис. 7.

Веб-интерфейс является клиентской частью ГИОС, с которой взаимодействуют логические интеллектуальные подсистемы, совокупность которых обозначены на рис. 7 как «интеллектуальная система». На ученическом уровне доступа присутствует возможность ознакомиться с индивидуальными заданиями и дидактическими материалами, пройти тестирование в онлайн-режиме, загрузить результаты тестов, оформленные на бумажном носителе, ознакомиться с результатами агрегированной оценки знаний и статистикой продвижения по индивидуальной образовательной траектории.

На учительском уровне доступа имеется функционал для автоматизированной проверки результатов тестирования по математическим дисциплинам, верификации результатов работы ГИОС, сбора статистики усвоения знаний группами школьников,

формирования общих рекомендаций. Уровень администратора подразумевает работу с экспертными данными для наполнения баз знаний, администрирование аккаунтов ученических и учительских уровней.

Заключение

Таким образом, в настоящей работе представлены аспекты методологии интеллектуальной поддержки педагогического процесса, связанные с реализацией замкнутой системы корректировки показателей проектно-исследовательской деятельности обучающихся в рамках ГИОС. Предложенное описание замкнутой системы управления «ГИОС – модель обучения» с использованием гибридной нейросети направлено на создание средств цифровизации обучения математическим дисциплинам в системе среднего образования. Созданный в настоящей работе каскадный регулятор на основе нечеткой логики продемонстрировал достаточную эффективность при формировании метаданных об образовательных траекториях обучающихся. Для алгоритма машинного обучения гибридной нейронной сети характерна высокая производительность и удобство реализации.

Предложенная архитектура веб-интерфейса допускает построение распределенных систем с большим количеством пользователей, а также «бесшовное» добавление нового алгоритмического и программного обеспечения, связанного с расширением функционала и непрерывным совершенствованием модулей ГИОС.

Полученные результаты могут быть использованы при решении задач реализации и модернизации систем интеллектуальной поддержки образовательного процесса, при моделировании процессов обучения, при формировании индивидуальных образовательных траекторий, а также для выявления показателей исследовательского потенциала школьников.

Список литературы

- Астахова И.Ф., Киселева Е.И. Гибридная интеллектуальная информационная система прогнозирования количества тестовых заданий // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2020. Т. 16. №4. С. 917–926.
- Басалин П.Д., Тимофеев А. Е., Кумагина Е. А., Неймарк Е. А., Фомина И. А., Чернышова, Н. Н. Реализация гибридной интеллектуальной обучающей среды продукционного типа // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2018. Т.14. № 1. С. 256–267.
- Басалин П.Д., Куликов Д.А., Маскина Ю.В. Адаптация гибридной интеллектуальной обучающей среды с подкреплением // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2020. Т. 16. №3. С. 788–798.
- Дворяткина С.Н., Смирнов Е.И., Щербатых С.В. Интеллектуальное сопровождение проектно-исследовательской деятельности школьников в гибридной среде обучения математике: монография. Елец: Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина, 2021.
- Карпенко А.П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой. М: Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014.
- Константинов Н.Н., Семенов А.Л. Результативное образование в математической школе // Чебышевский сборник. 2021. Т. 22. № 1 (77). С. 413–446.
- Петров А.А., Дружинина О.В., Масина О.Н. Моделирование систем оценивания знаний в рамках гибридной интеллектуальной обучающей среды // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2021. Т. 17. № 1. С. 179–189.
- Петров А.А., Черномордов С.В. Программа для генерации аналитических выражений методом символьной регрессии. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ 2022613426 от 14.03.2022.
- Семенов А.Л., Вишняков Ю.С. Цифровая трансформация общего образования: перспективы и пути развития // Антропологическая дидактика и воспитание. 2021. Т. 4. № 4. С. 8–23
- Aggarwal C. Neural Networks and Deep Learning. Springer International Publishing, 2019.

- Druzhinina O.V., Karpacheva I.A., Masina O.N., Petrov A.A. Development of an integrated complex of knowledge base and tools of expert systems for assessing knowledge of students in mathematics within the framework of a hybrid intelligent learning environment // International Journal of Education and Information Technologies. 2021. V. 15. P. 122–129.
- Druzhinina O.V., Masina O.N., Petrov A.A. Up-to-date software and methodological support for studying models of controlled dynamic systems using artificial intelligence // Lecture Notes in Networks and Systems (LNNS). Springer, 2021. Vol. 1225. P. 470–483.
- Dulhare U.N., Bin Ahmad K.A., Ahmad K. Machine Learning and Big Data: Concepts, Algorithms, Tools and Applications. Wiley, 2020.
- Filipovych R., Resnick S.M., Davatzikos C. Semi-supervised cluster analysis of imaging data // NeuroImage, 2011. Vol. 54. Iss. 3. P. 2185–2197.
- Geron A. Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. 2nd New edition. O'Reilly, 2019.
- Loong E.Y.K., Herbert S. Primary school teachers' use of digital technology in mathematics: the complexities // Mathematical Education Research Journal. 2018. Vol. 30. P. 475–498.
- Mckinney W. Python for Data Analysis, 2e: Data Wrangling with Pandas, Numpy, and Ipython. 2nd ed. Edition. O'Reilly, 2017.
- Sampsons D., Karagiannidis C. Personalised learning: educational, technological and standardisation perspective // Interactive Educational Multimedia. 2002. Vol. 4. P. 24–39.
- Smirnov E., Dvoryatkina S., Shcherbatykh S. Parameters and structure of neural network databases for assessment of learning outcomes // International Journal of Criminology and Sociology. 2020. Vol. 9. P. 1638–1648.
- Smirnov E., Dvoryatkina S., Shcherbatykh S. Technology of development of a hybrid intelligent system of teaching mathematics // International Scientific and Practical Conference Education in a Changing World: Global Challenges and National Priorities. European Proceedings of Social and Behavioural Sciences EpSBS. In International Scientific and Practical Conference Education in a Changing World: Global Challenges and National Priorities. 2021. Vol. 114. P. 761–769.

DEVELOPMENT OF INSTRUMENTAL SUPPORT FOR MODULES OF A HYBRID INTELLIGENT LEARNING ENVIRONMENT BASED ON THE CONSTRUCTION OF NEURAL NETWORK AND FUZZY MODELS

Druzhinina O. V. Dr. Sci. (Physics & Math.), professor ovdruzh@mail.ru Moscow	Federal Research Center «Computer Science and Control» of Russian Academy of Sciences,
Masina O. N. Dr. Sci. (Physics & Math.) Associate Professor olga121@inbox.ru Yelets	Bunin Yelets State University Bunin Yelets State University
Petrov A. A. Ph.D. (Tech), Associate Professor xeal91@yandex.ru Yelets	Bunin Yelets State University

Abstract. The current issues of mathematical models designing and the use of intelligent technologies for the development of instrumental and methodological support of the pedagogical process in the conditions of education digitalization are considered. The problem of evaluating the indicators of the design and research

activities of schoolchildren in the development of mathematical disciplines is considered. Methods of mathematical modeling, analysis of didactic systems, artificial intelligence and theory of dynamic systems are used to solve this problem. A generalized structure of a hybrid intelligent learning environment (HILE) is proposed, taking into account the scheme of interaction of HILE with the learning model. The closed control system "HILE – learning model" uses a hybrid neural network, the functioning of which is based on the developed reinforcement learning algorithm. The structure of such a cascade controller based on fuzzy logic is proposed, which can be used to generate metadata about the educational trajectories. A method of forming a fuzzy rules based on symbolic regression algorithms is described. The characteristics of the algorithmic and software modules of HILE is given. The structure is proposed and the functionality of HILE web interface is considered, taking into account the division into several access levels. The described approach to modeling allows to take into account uncertainties and control influences in hybrid learning environments, and also allows to implement systems of intellectual support for pedagogical processes. Algorithms of artificial intelligence and parametric optimization are proposed, which involve analyzing the results of testing groups of schoolchildren and conducting computational experiments aimed at evaluating the process of obtaining and assimilation of knowledge in the general education system. The issues of integration and adaptation of neural network algorithms for solving problems of modeling educational processes within the framework of the functioning of HILE are considered. The application of the obtained results and the prospects of the research are aimed at solving the problems of intellectual control in pedagogy and at improving learning systems taking into account modern trends in the digitalization of education.

Keywords: hybrid intelligent learning environment, design and research activities of schoolchildren, instrumental and methodological means of supporting the educational process, neural network modeling, control actions, cascade controller, machine learning, fuzzy logic.

Acknowledgements: The reported study was funded by RFBR, project number 19-29-14009.

References

- Aggarwal, C. (2019). *Neural Networks and Deep Learning*. Springer International Publishing.
- Astachova I.F., Kiseleva E.I. (2020). Hybrid Intelligent Information System for Predicting the Number of Test Tasks. *Modern Information Technologies and IT-education*, 16(4), 917-926 (In Russ., abstract in Eng.)
- Basalin, P. D., Timofeev, A. E., Kumagina, E. A., Neymark, E. A., Fomina, I. A. and Chernyshova, N. N. (2018). The implementation of a hybrid intelligent learning environment of the product type. *Modern Information Technology and IT-education*, 14(1), 256-267.
- Basalin, P. D., Kulikov, D. A., Maskina, Yu. V. (2020). Adapting a Hybrid Intelligent Reinforcement Learning Environment. *Modern Information Technologies and IT-education*, 16(3), 788-798. (In Russ., abstract in Eng.)
- Druzhinina, O. V., Karpacheva, I. A., Masina, O. N., Petrov, A. A. (2021). Development of an integrated complex of knowledge base and tools of expert systems for assessing knowledge of students in mathematics within the framework of a hybrid intelligent learning environment. *International Journal of Education and Information Technologies*, 15, 122-129.
- Druzhinina, O. V., Masina, O. N., Petrov, A. A. (2021). Up-to-date software and methodological support for studying models of controlled dynamic systems using artificial intelligence. *Lecture Notes in Networks and Systems (LNNS)*, 2021, 1225, 470-483.

- Dulhare, U. N., Bin Ahmad, K. A., Ahmad, K. (2020). Machine Learning and Big Data: Concepts, Algorithms, Tools and Applications. Wiley.
- Dvoryatkina, S. N., Smirnov, E. I., Shcherbatykh, S. V. (2021). *Intellectnoe soprovozhdenie proektno-issledovatel'skoj deyatel'nosti shkol'nikov v gibridnoj srede obucheniya matematike: monografiya*. Yelets: Bunin Yelets State University. (In Russ.).
- Filipovych, R., Resnick, S. M., Davatzikos, C. (2011). Semi-supervised cluster analysis of imaging data. *NeuroImage*, 54(3), 2185-2197.
- Geron, A. (2019). Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. 2-nd New edition. O'Reilly.
- Karpenko, A. P. (2017) *Sovremennye algoritmy poiskovoy optimizatsii. Algoritmy, vdokhnovlennyye prirodoy* [Modern search engine optimization algorithms. Algorithms inspired by nature]. Moscow: Moscow State Technical University. (In Russ.)
- Konstantinov, N. N., Semenov, A. L. (2021). Productive education in the mathematical school. *Chebyshevskii Sbornik*, 22(1), 413-446. (In Russ., abstract in Eng.).
- Loong, E. Y. K., Herbert, S. (2018) Primary school teachers' use of digital technology in mathematics: the complexities. *Mathematical Education Research Journal*, 30, 475-498.
- Mckinney, W. (2017). Python for Data Analysis, 2e: Data Wrangling with Pandas, Numpy, and Ipython. 2-nd edition. O'Reilly.
- Petrov, A. A., Chernomordov, S. V. *Programma dlya generacii analiticheskikh vyrazhenij metodom simvol'noj regressii*. Certificate of registration of the computer program 2022613426, 03/14/2022. (In Russ.)
- Petrov, A. A., Druzhinina, O. V., Masina, O. N. (2021). Modeling Knowledge Assessment Systems within a Hybrid Intelligent Learning Environment. *Modern Information Technologies and IT-education*, 17(1), 179-189. (In Russ., abstract in Eng.)
- Sampsons, D., Karagiannidis, C. (2002) Personalised learning: educational, technological and standardisation perspective. *Interactive Educational Multimedia*, 4, 24-39.
- Semenov, A. L., Vishnyakov, Yu. S. (2021). Digital transformation of general education: prospects and ways of progress. *Anthropological Didactics and Upbringing*, 4(4), 8-23. (In Russ., abstract in Eng.).
- Smirnov, E., Dvoryatkina, S., Shcherbatykh, S. (2020). Parameters and structure of neural network databases for assessment of learning outcomes. *International Journal of Criminology and Sociology*, 9, 1638-1648.
- Smirnov, E., Dvoryatkina, S., Shcherbatykh, S. (2021). Technology of development of a hybrid intelligent system of teaching mathematics. *International Scientific and Practical Conference Education in a Changing World: Global Challenges and National Priorities. European Proceedings of Social and Behavioural Sciences EpSBS*. (pp. 761-769). 114.