Цель статьи - рассмотреть модели студента для интеллектуальных обучающих систем. Для исследования было взято восемь моделей, разработанные в различных учебных заведениях и используемые во многих известных обучающих системах. Приведены результаты сравнительного анализа по следующим критериям: уровень знаний, психологические характеристики, скорость/стиль обучения, выполнение заданий, способность к обучению, уровень умений и навыков, метод/стратегия обучения, структура курса. Результаты показали, что все модели включают уровень знаний, а вот уровень навыков используют далеко не все модели.

**Введение**

Преподавание информационных технологий в высших учебных заведениях сталкивается с целым рядом проблем. Наиболее остро стоит проблема достижения высокого качества подготовки студентов в условиях ограниченности ресурсов (временных, кадровых, финансовых). Обеспечение высокого качества подготовки студентов требует от преподавателя индивидуализированного подхода к каждому студенту. Необходимо адаптировать учебные материалы, их способы подачи, сложность и темпы обучения к индивидуальным особенностям студента, отлеживать его успехи в процессе обучения, предоставлять каждому студенту необходимое время на отработку навыков, предлагать соответствующие задачи, вовремя вносить необходимые корректировки в деятельность как обучающегося, так и преподавателя. С другой стороны, образовательные учреждения стремятся к повышению экономической стабильности, увеличивая размеры академических групп при сохранении кадрового состава, тем самым повышая нагрузку на преподавателей. Одним из решений описанной проблемы может стать переход к смешанной модели обучения с использованием дополнительных интеллектуальных обучающих систем, в которых автоматизировано выполнение некоторых трудоемких для преподавателя функции при помощи модели студента, ограничивающих его возможности в проявлении индивидуального подхода к каждому учащемуся. Такая модель организации учебного процесса поможет студенту плодотворно учиться, планировать свое учебное время и контролировать учебный процесс, что несомненно приведет к повышению качества его обучения. Важной составляющей автоматизированных обучающих систем является интеллектуальная подсистема контроля знаний, которая предоставляет возможность автоматической проверки работ студентов и мгновенного получения результатов онлайн для их последующего анализа. Это позволяет существенно изменить подход к контролю знаний на занятиях как количественно (с точки зрения количества и объема контрольных мероприятий), так и качественно (с точки зрения адаптации контрольных мероприятий индивидуально к уровню каждого конкретного учащегося).

Такое понятие как «проверка работ» преподавателем фактически перестает существовать, хотя до сих пор встречаются автоматизированные системы контроля знаний, не просто использующие данное понятие, но и построенные с выделением проверки работ в отдельный этап.

Перенос наиболее трудоемких функций проверки и анализа результатов аттестации с плеч преподавателя на автоматизированную систему контроля знаний позволяет прибегать к подобному виду контроля не только в редких случаях промежуточных и итоговых аттестаций (например, коллоквиумов и зачетов), а сделать его использование частым, и в лучшем случае – постоянным. Актуальность темы высока, поскольку снятие нагрузки с педагога — это не только освободить его время, но и повысить качество обучения, а интеллектуальную систему сделать полноправным участником образовательного процесса. Педагог может формировать комплект заданий с учетом особенностей конкретного учащегося. Здесь может быть и учет уровня подготовки (слабые студенты получают вопросы начального уровня, сильные – более сложного), и учет ранее совершенных ошибок (специально добавляются вопросы на проверку усвоения тем, в которых ранее были допущены ошибки) и просто индивидуализация задания.

В идеале интеллектуальные системы должны уметь автоматически создавать типовые задания на основе уже имеющихся, а также необходимо производить своевременное обновление базы данных заданий. Нужно отметить, что постоянный контроль знаний студента со стороны интеллектуальной системы является достаточно объективным, что обусловлено переносом акцента с карательной функции на информативную. Таким образом, студент привыкнет к постоянному контролю и не будет его избегать, а также пытаться находить пути повышения своего академического рейтинга или оценки. Педагог же получает всю статистику и информацию о знаниях студента, тем самым имея возможность вручную корректировать учебный процесс.

С другой стороны, такой подход в обучении студента при помощи интеллектуальной индивидуализированной системы позволяет управлять процессом обучения, например, корректировать план и образовательные программы, повышать заинтересованность студентов в самообразовании.

В данной статье рассмотрена одна из составляющих таких интеллектуальных обучающих систем – модели студента, а также их сравнение по параметрам.

**Обзор методов**

В основу исследования было отобрано восемь наиболее популярных моделей студента.

*FLUTE (Formal Languages and aUTomata Environment)*

Это интеллектуальная обучающая среда, созданная для студентов (для изучения формальных языков и автоматов).

Студенческая модель в FLUTE получена из компонентов, которые составляют онтологию модели GET-BITS 'Student. Компоненты отражают:

- уровень текущих знаний ученика (сочетание одного из четырех уровней обучения и одной или нескольких «точек» на пути (путях) на этом уровне);

- текущий прогресс студента в обучении по текущей теме («точка» в графе зависимости урока);

- время и частота попыток выполнения различных заданий и использование подсказок, пояснений и помощь;

- успеваемость студента при ответе на вопросы системы и решении проблем (оценки и сроки, а также соотношение правильных и неправильных ответов); важная его часть - это запоминание «старых» уроков (ответы на вопросы из уроков, извлеченных в ходе предыдущих сессий);

- обучающее поведение ученика (частоты следующих правильных / неправильных путей при изучении темы);

- как часто учащийся заходит в систему и выполняет задания;

- меры студенческой инициативы при работе с системой (например, сколько раз студент пытался ограничить возможность включения нового примера в базу знаний или как часто он консультируется по ссылкам на связанные темы).

Значения атрибутов вычисляются из применения набора правил и простых функций из педагогического модуля к набору параметров, которые система автоматически получает и обновляет в течение каждого сеанса. Все эти действия выполняются агентом моделирования студента, который является частью онтологии модели студента. Модель студента сохраняется после каждого сеанса и используется в начале следующего сеанса. Если студент проводит сеанс с FLUTE в первый раз, агент моделирования студента дает ему набор упражнений и тестов до начала обучения. Таким образом, агент моделирования студента оценивает исходное знание нового ученика и определяет начальные значения атрибутов студенческой модели. Знания, которые управляют работой агента моделирования студента при обновлении модели ученика, кодируются в правилах модели студента.

Также можно самостоятельно модифицировать модель студента.

*Case-based student model*

Модель студента состоит из 2 частей:

- Domain specific information (DSI): она также называется моделью знаний о студентах (SKM), которая отражает состояния и уровень знаний учащегося в определенной предметной области.

- Domain independent information (DII): может включать в себя цели обучения, познавательные способности, мотивацию, предпочтения в отношении метода представления, личные данные и т. д.

Новый студент проходит несколько тестов, затем система анализирует результаты тестов и инициализирует модель ученика.

Модель студента структурирована как мультиагентная система, включающая:

- Агент по изучению случая (CLA)

- Агент-тьютор (TA)

- Адаптационный агент (AA)

- Агент ориентации (АО)

На рисунке представлены этапы создания модели студента.

Агент по изучению случая (CLA) отвечает за получение информации об ученике и определяет его профиль. В исследовательском процессе агент CLA оценивает случаи и использует k-ближайший алгоритм для определения соответствия. После оценки выбираются наиболее похожие случаи (если имеется более одного случая, случай с самым высоким рангом выбирается и подготавливается для адаптации). Кроме того, этот агент поддерживает связь с тьютор-агентом и обновляет модель студента.

Агент-тьютор (TA) выбирает конкретную стратегию обучения для разных профилей студентов, персонализируя процесс обучения. Он взаимодействует с CLA, чтобы получить информацию о студентах и внести изменения в процесс обучения.

Адаптационный агент (АА) организует учебные ресурсы в соответствии со стратегией преподавания. Он учитывает профиль студента, чтобы представить содержание и информацию, делая обучение индивидуализированным.

Агент ориентации (AО) дает советы ученику, когда у него что-то не получается в процессе обучения из-за психологических проблем, таких как: память, мотивация, личные качества и способность к обучению.

*Hypermedia-Based Learning Environment (HBLE)*

В основе модели студента лежит граф знаний. Базовая версия графа знаний состоит только из ячеек и предпосылок отношений между ними. Идея предпосылки отношения проста. Ячейка A называется предпосылкой для ячейки B, если существует путь от A до B. Другими словами, предварительная версия графа знаний указывает, какие темы должны быть известны до изучения данной темы. Дуги графика могут быть взвешены, чтобы компенсировать различия в объеме информации, представленной в отдельных темах. Другие типы семантических отношений могут быть введены позже. Основываясь на оценке студента (например, выполняя задания), каждой ячейке присваивается значение знания (освоения) темы, т.е. скаляр, представляющий измеренные знания студента по этой теме. Модель студента, связанная с семантикой графа знаний, позволяет автоматически оценивать, ориентироваться на студентов и анализировать обучение. График знаний, хранящийся в студенческом экземпляре курса, снабжен мерой понимания. Мера понимания - это скалярная функция, основанная на графе знаний о курсе и уровне знаний, присвоенных ячейкам студенческого экземпляра курса.

В соответствии с мерой понимания HBLE способна, например, определить сильные и слабые области знаний учащегося и тем самым помочь учащемуся сосредоточить свои усилия на смежных областях. Это также можно использовать в качестве основы для автоматического планирования стратегии обучения, например, предлагая студенту выбор альтернативных стратегий для улучшения базовых навыков или целевого обучения.

*KBS Hyperbook System*

В модели студента указываются темы и их отношения. Страница может иметь отношение к более чем одной теме модели студента, и тема может обсуждаться более, чем на одной странице. Поэтому мы имеем отношение m:n между темами модели студента и страницами.

Соотношения, указанные в модели студента, представляют собой зависимости обучения, использующие сети Байеса. Аналогичным образом классифицируются проекты классификации (похожие по структуре на примеры и программы в гипербуке). Наконец, вектор знаний, описывающий каждого студента, состоит из набора пользовательских тем моделей (и их значений, таких как know-nothing, know-a-bit, know-much, know-all).

Производительность студента в таком проекте может быть представлена путем присвоения соответствующей ценности каждой концепции, необходимой для этого проекта. Используя процедуру обновления сетей Байеса, вектор знаний студента может быть соответствующим образом модернизирован (как для этих конкретных понятий, так и для связанных с ними, как определено в зависимостях обучения в пользовательской модели). Используя значения для понятий внутри вектора знаний, система может адаптировать представление страниц и ссылок к конкретным студентам. Таким образом, можно подбирать интересные задания для студента.

*Применение нейро-нечеткого подхода для построения модели студента*

Нечеткая логика – способ представления человеческих рассуждений. Проблема – нет механизма обучения на основе данных. Нейронные сети способны обучаться на основе опыта, обобщать предыдущие знания на новые случаи и извлекать существенные свойства из поступающей̆ информации, содержащей̆ излишние и неполные данные. Проблема, которая возникает при попытке применить нейронные сети к моделированию человеческого поведения является представление знаний. Нейро-нечеткий подход устраняет эти проблемы. Нечеткая модель используется для работы с неточной информацией и может быть использована для представления данных о студенте в лингвистической форме. Включение нечеткой логики в нейронную сеть дает возможность работы с человекоподобным процессом рассуждений. Лежащая в основе нейронная сеть позволяет адаптировать нечеткую модель.

Структура состоит из 4 слоев:

1. Определение значений ввода и вывода.

 2. Определение нечетких множеств для входных значений.

3. Определение нечетких правил.

4. Создание и обучение нейронной сети.

Реализация модели возможна с помощью гибридной технологии адаптивной нейро-нечеткой системы ANFIS.

Модель определяет уровень студента по выполненным заданиям.

*SMART (Student Modeling Approach for Responsive Tutoring)*

SMART - это парадигма моделирования студентов. SMART моделирует несколько типов знаний, включая: символическое знание (SK), процедурные навыки (PS) и концептуальные знания (CK).

Модель студента работает следующим образом. Начальные значения для SMART получают из результатов студентов на комплексном предварительном онлайн тестировании, предназначенном для оценки поступающих знаний всех элементов учебной программы (СЕ), полученных в результате анализа когнитивных задач (разделенных на SK, PS и CK).

Каждый CE впоследствии оценивается во время решения заданий и ответов на вопросы. CE привязаны к другим CE в иерархиях наследования, чтобы предоставить информацию об обновлении модели студента на основе соответствующих значений CE. Поскольку каждый CE знает свое точное местоположение в «тьюторе» (то есть, где он инструктируется и оценивается), исправление является точным и эффективным. Эти действия сопоставляются с четырьмя основными подпрограммами, которые управляют моделью студента, посредством чего данные управляются простым массивом записей, и каждый элемент массива сопоставляется с отдельным элементом учебного плана. Вся информация для этого CE поддерживается в пределах записи, например, ее тип результата и местоположение в «тьюторе».

*Student model*

Данная модель состоит из трех групп информации коммуникативной, психолого-когнитивной и модели достижений:

Коммуникативная модель студента включает данные, необходимые для однозначной идентификации студента, обеспечивающие общение с ним: имя, домашний адрес, адрес электронной почты, логин, пароль, язык общения и т.д.

Опираясь на данные, составляющие психолого-когнитивный портрет обучаемого, обучающие агенты могут построить процесс обучения студента в соответствии с его потребностями и возможностями. Предлагается представлять психолого-когнитивную модель студента (SMP) из трех компонент: когнитивного, регулятивно-деятельностного и эмоционально-волевого. В состав компонент включаются следующие характеристики: общие способности (интеллект), способность к запоминанию, внимание, способности к логическому мышлению, творческие способности, трудолюбие, работоспособность, инициативность, добросовестность, мотивацию к обучению, способности к целеполаганию, планированию, решению проблем.

Модель достижений ученика отражает информацию о профессиональных и общекультурных компетенциях, исходных и приобретенных в ходе обучения. Она позволяет судить об успешности образовательного процесса и, в случае необходимости, обеспечивает возможность его корректировки. Профессиональные компетенции выражаются через множество знаний и умений студента.

*Eon*

Модель студента является компонентом системы, которая отслеживает поведение учащихся и делает выводы о том, что знает студент. Eon использует подход «оверлейной студенческой модели», в которой значения уровня знаний рассчитываются для каждой темы/урока. Модель студента Eon также может использоваться в качестве «библиотеки ошибок.

Модель студента используется, чтобы сделать учебное пособие адаптированным к предполагаемому состоянию ученика. Это достигается путем ссылки на значения модели студента в решениях стратегий обучения, например, ветвей принятия решений, основанных на том, является ли тема «освоена» или содержимое «уже показано».

*Результаты*

Во время исследованиий было рассмотрено восемь популярных моделей студента с целью определения их типов и выявления самых распространенных из них, а также параметров, влияющих на результат и качество обучения.

Анализ моделей проводился с точки зрения параметров, которые используются для отображения информации об обучаемом. Самыми распространенными, учитываемыми в моделях студента, являются следующие:

* уровень знаний;
* психологические характеристики (тип личности, ориентация и др.);
* скорость/стиль обучения (усвоения, изучения);
* выполнение заданий;
* способность к обучению (очень внимательный, средне, мало);
* уровень умений и навыков;
* метод/стратегия обучения;
* структура курса.

**Обсуждение**

Поскольку одна из основных целей обучения – это научить студента использовать предоставленную информацию для решения конкретных задач или ситуаций, а базой для этого служат полученные знания, то такой параметр, как "уровень знаний" включен во все модели студента. С точки зрения усвоения и освоения предметной области не менее важным является уровень навыков и умений, однако моделей, которые учитывают этот параметр, достаточно мало (порядка 25% из исследованных). На сегодняшний день часто встречаются сетевые модели, которые отображают структуру курса. Этот параметр один из наиболее распространенных. Большинство моделей реализованы на базе оверлейных – векторных и сетевых (графы знаний). Однако они не отображают всю необходимую информацию, а, как правило, включают только уровень знаний. Достаточно редко учитываются психологические характеристики обучаемого либо, если принимаются во внимание, то лишь одна или две.

**Заключение**

В настоящее время интенсивно создаются интеллектуальные обучающие системы с моделями студента, основной задачей которых является повышение эффективности процесса обучения. Для разработки адаптивных компьютерных систем обучения наиболее удобным представляется использование смешанной структуры модели студента. Исследуемые модели являются основой для принятия архитектурных и программных решений по построению агентов обучаемого и преподавателя. На результат учебного процесса влияют различные характеристики, при этом некоторые из них отображаются при помощи нескольких составляющих (например, уровень знаний можно разбить по дисциплинам, а также на начальные и текущие знания). По этой причине структура модели студента не является однотипной, а будет содержать такие виды, как: вектор (опыт работы с компьютерами и компьютерными системами обучения, психологические характеристики, текущая работа с курсом, общий уровень подготовки); взвешенный граф (предыстория обучения); скаляр (стратегия, метод обучения, специальность). С учетом характеристик текущего состояния студента и его пожеланий, отраженных в модели обучаемого, осуществляется настройка траектории обучения, формируется план реализации сеанса обучения (последовательность освоения учебных единиц и контрольных мероприятий с указанием отведенного на них времени), строится прогноз его результатов. По итогам контрольных мероприятий выявляются отклонения текущих результатов обучения от ожидаемых и проводится соответствующая корректировка траектории обучения.

The purpose of the article is to examine student models for intelligent learning systems. For the purpose of study eight models were taken, developed in various educational institutions and used in many well-known training systems. The results of a comparative analysis on the following criteria are presented: knowledge level, psychological characteristics, speed/style of studying, performance of tasks, ability to learn, the level of skills, method/strategy of studying, course structure. The results showed that all models include the level of knowledge, but the skill level is by far not used by all of them.

**Introduction**

Teaching Information Technologies in higher educational institutions faces a number of problems. The most acute problem is the achievement of high-quality preparation of students in conditions of limited resources (time, personnel, finances). Ensuring the high-quality preparation of students requires from the teacher to have an individualized approach to each of them. It is necessary to adapt the teaching materials, the methods of their presentation, the complexity and pace of learning to the individual characteristics of a student, monitor their progress in the learning process, provide each student with the necessary time to enhance their skills, offer appropriate tasks, make timely adjustments to the activities of both the student and the teacher . On the other hand, educational institutions strive to increase economic stability, increasing the size of academic groups while retaining the staff, thereby increasing the burden on teachers. One of the solutions to the described problem may be the transition to a mixed model of learning using additional intelligent training systems in which the performance of some labor-intensive functions for the teacher is automated with the means of a student model that limits the ability to perform an individual approach to each student. This model of the organization of the learning process will help the student to learn productively, plan their learning time and monitor the educational process, which will undoubtedly lead to an improvement in the quality of their education. An important component of automated learning systems is an intelligent knowledge control subsystem that provides the ability to automatically check students' work and instantly obtain results online for their subsequent analysis. This makes it possible to significantly change the approach to the knowledge control in the classroom both quantitatively (in terms of the number and amount of control activities) and qualitatively (in terms of adapting the control measures individually to the level of each individual student).

Such a thing as "work verification" by the teacher actually ceases to exist, although even now there are automated knowledge control systems that not only use this concept, but are also built with the allocation of the work verification into a separate stage.

The transfer of the most labor-intensive functions of testing and analyzing certification results from a teacher's shoulders to the automated knowledge control system allows to apply such a type of control not only in rare cases of interim and final attestations (for example, colloquiums and credits), but make it frequent, and constant in the best case. The relevance of the topic is high, since removing the burden from the teachers is not only to free their time, but also to improve the quality of teaching, as well as to make the intellectual system a full participant in the educational process. The teacher can form a set of tasks taking into account the particular student's characteristics. It may be consideration of the level of preparation (weak students receive entry-level questions, stronger students get more complex ones), and consideration of previously made errors (questions are specifically added to the verification Achievement Test of those who made had errors earlier) and simply individualization of the task.

Ideally, intelligent systems should be able to automatically create typical tasks based on existing ones, and it is also necessary to update the task database on time. It should be noted that the constant monitoring of student knowledge by the intellectual system is objective enough, which is due to shifting the emphasis from punitive function to informative one. Thus, the student will get used to constant monitoring and will not avoid it or try to find ways to increase his academic rating or notes. The teacher receives all the statistics and information about the student's knowledge, thereby having the opportunity to manually adjust the educational process.

On the other hand, such an approach in teaching a student with the help of an intelligent individualized system allows to manage the learning process, for example, to adjust the plan and educational programs and to increase students' interest in self-education.

In the present article, one of the components of such intelligent learning systems, - the student model, - as well as their comparison by parameters are studied.

**Methods review**

Eight most popular student models were selected for the study.

*FLUTE (Formal Languages and aUTomata Environment)*

This is an intellectual learning environment created for students (to study formal languages and machines).

The student model in FLUTE is got from the components that make up the ontology of the GET-BITS 'Student model. The components display:

- the level of current knowledge of the student (a combination of one of the four levels of learning and one or more "points" on the way(s) at this level);

- the current progress of the student in learning the current topic ("point" in the dependence of the lesson graph);

- time and frequency of attempts to perform various tasks and the use of clues, explanations and help;

- student's progress in answering system questions and solving problems (assessments and terms, as well as the ratio of correct and incorrect answers); an important part of it is the memorization of "old" lessons (answers to questions from lessons learned during previous sessions);

- educational behavior of the student (the frequencies of the following correct/incorrect paths in studying the topic);

- how often a student enters the system and performs tasks;

- student initiative measures when working with the system (for example, how many times the student has tried to limit the possibility of including a new example in the knowledge database or how often he consults on links to related topics).

Attribute values ​​are calculated by applying a set of rules and simple functions from the pedagogical module to a set of parameters that the system automatically receives and updates during each session. All these actions are performed by the student modeling agent, which is a part of the student model ontology. The student model is saved after each session and is used at the beginning of the next session. If the student is conducting a session with FLUTE for the first time, the student modeling agent gives him/her a set of exercises and tests before starting the training. Thus, the student modeling agent evaluates the initial knowledge of the new student and defines the initial values ​​of the student model attributes. The knowledge that controls the work of the student modeling agent when updating the student model is coded in student model rules.

The student model can also be modified by oneself.

*Case-based student model*

The student model consists of 2 parts:

- Domain specific information (DSI): also called as Student Knowledge Model (SKM), that displays the state and level of a student’s knowledge on the specific subject.

- Domain independent information (DII): may include learning objectives, cognitive abilities, motivation, preferences on the method of presentation, personal data etc.

A new student passes several tests, then the system analyzes the test results and initializes the student model.

The student system is structured as a multi-agent system and inludes:

- Case Learning Agent (CLA)

- Tutor Agent (TA)

- Adaptation Agent (AA)

- Agent of Orientation (АО)

The figure presents the stages of creating a student model.

The Case Learning Agent (CLA) is responsible for obtaining information about the student and defines his/her profile. In the research process, the CLA agent assesses the cases and uses the k-nearest algorithm to determine compliance. After assessment, the most similar cases are selected (if there is more than one case, the case with the highest rank is selected and prepared for adaptation). In addition, this agent maintains the connection with the Tutor Agent and updates the student model.

The Tutor Agent (TA) chooses a specific learning strategy for different student profiles personalizing the learning process. He interacts with the CLA to get information about the students and make changes to the learning process.

The Adaptation Agent (AA) organizes studying resources according to the teaching strategy. He takes into account the profile of the student to present the content and information, making the learning individualized.

The Agent of Orientation (AO) gives advice to the student when he/she does not succeed in learning due to psychological problems, such as: memory, motivation, personal features and the ability to learn.

*Hypermedia-Based Learning Environment (HBLE)*

The student model is based on a knowledge graph. The basic version of the knowledge graph consists only of cells and the preconditions of relations between them. The idea of ​​the precondition of relation is simple. Cell A is called a precondition for cell B if there is a path from A to B. In other words, the preliminary version of the knowledge graph indicates which topics should be known before studying this topic. Arc curves can be weighed to compensate for differences in the amount of information presented in individual topics. Other types of semantic relations can be introduced later. Based on the student's assessment (for example, when performing tasks), each cell is assigned the value of knowledge (mastering) on the topic, i.e. a scalar representing the student's assessed knowledge on the topic. The student model, related to the semantics of the knowledge graph, allows to automatically evaluate, focus on students and analyze learning. The learning schedule stored in the student copy of the course is provided with the Measure of Understanding. The Measure of Understanding is a scalar function, based on the knowledge of the course and the level of knowledge assigned to the cells of the student copy of the course.

In accordance with the Measure of Understanding, HBLE is able, for example, to identify the strong and weak areas of the student's knowledge and thereby help the learners to focus their efforts on the related areas. This can also be used as a basis for automatic planning of the learning strategy, for example, by offering the student a choice of alternative strategies for improving basic skills or targeted learning.

*KBS Hyperbook System*

The model of the student indicates topics and their relations. The page can relate to more than one topic of the student model, and the topic can be discussed on more than one page. Therefore, we have a m:n relations between the student model topics and the pages.

The ratios indicated in the student model are the learning dependencies that use Bayesian networks. Similarly, classification projects (similar in structure to examples and programs in a hyperbook) are classified. Finally, the knowledge vector describing each student consists of a set of user-defined model topics (and their meanings, such as know-nothing, know-a-bit, know-much, know-all).

The student's productivity in such a project can be represented by assigning the appropriate value to each concept necessary for this project. Using the procedure of updating Bayesian networks, the student knowledge vector can be appropriately upgraded (both for these specific concepts and for related ones, as defined in the learning dependencies in the user model). Using values ​​for concepts within the knowledge vector, the system can adapt the presentation of pages and links to specific students. Thus, you can select interesting assignments for the student.

*Application of the neuro-fuzzy approach to create the student model*

Fuzzy logic is a way of representing human reasoning. The problem is that there is no learning mechanism based on data. Neural networks can learn based on experience, generalize previous knowledge to new cases and extract essential properties from incoming information containing excessive and incomplete data. The problem that arises when trying to apply neural networks to the modeling the human behavior is the representation of knowledge. Neuro-fuzzy approach eliminates these problems. A fuzzy model is used to work with inaccurate information and can be used to represent data about a student in a linguistic form. The implementation of fuzzy logic into the neural network makes it possible to work with the human-like process of reasoning. The underlying neural network allows to adapt the fuzzy model.

The structure consists of 4 layers:

1. Defining input/output values.

 2. Defining fuzzy sets for input values.

3. Defining fuzzy rules.

4. Creatin a neural network and its learning.

The implementation of the model is possible with the help of hybrid technology of the adaptive neuro-fuzzy system ANFIS.

The model defines the student's level by completed tasks.

*SMART (Student Modeling Approach for Responsive Tutoring)*

SMART is a paradigm for modeling students. SMART simulates several types of knowledge, including: symbolic knowledge (SK), procedural skills (PS) and conceptual knowledge (CK).

The student model works as follows. The initial values for SMART are derived from the results of students in a comprehensive preliminary online testing designed to assess the incoming knowledge of all the curriculum elements (CE), obtained as a result of the analysis of cognitive tasks (divided into SK, PS and CK).

Each CE is subsequently evaluated when solving tasks and answering questions. CEs are linked to other CEs in inheritance hierarchies to provide information about updating the student model based on the corresponding CE values. Since each CE knows its exact location in the "tutor" (that is, where it is instructed and evaluated), the correction is accurate and efficient. These actions are mapped to the four main subprograms that control the student model, whereby the data are controlled using a simple array of records, and each element of the array is mapped to a separate curriculum element. All the information for this CE is maintained within the record, for example, its result type and location in the "tutor".

*Student model*

This model consists of three groups of information communicative, psychological-cognitive and achievement model:

The communicative student model includes the data necessary for unambiguous identification of the student, providing communication with him: name, home address, e-mail address, login, password, language etc.

Based on the data that make up the psychological-cognitive portrait of the student, the training agents can build the student's learning process according to his/her needs and abilities. It is suggested that the student psychological-cognitive model (SMP) is represented in three components: cognitive, regulative-action and emotional-volitional. The component includes the following characteristics: general abilities (intelligence), ability to memorize, attention, ability to think logically, creativity, diligence, efficiency, initiative, conscientiousness, motivation for learning, ability to set goals, plan and to solve problems.

The student's achievement model reflects information about the professional and general cultural competences, the initial ones and ones acquired in the course of learning. It allows to judge the successfulness of the educational process and, if necessary, provides the possibility of its adjustment. Professional competences are expressed through various skills and knowledge of the student.

*Eon*

The student model is a component of the system that tracks student behavior and draws conclusions about what the student knows. Eon uses an "overlay student model" approach, in which knowledge values are calculated for each topic/lesson. The Eon student model can also be used as an "error library".

The student model is used to make the learning manual adapted to the prospective state of the student. This is achieved by referring to student model values in decisions of learning strategies, for example, decision trees based on whether the topic is "mastered" or whether the content is "already shown".

*The results*

During the studies, eight popular student models were examined to determine their types and identify the most common of them, as well as the parameters that affect the result and quality of the learning.

The models were analyzed by the means of the parameters used to display information about the student. The most common ones considered in the student models are the following:

* the level of knowledge;
* psychological characteristics (personality type, orientation etc);
* speed/style of learning (mastering, studying);
* task performance;
* ability to learn (very attentive, medium, not very);
* the level of skills;
* learning method/strategy;
* the course structure.

**Discussion**

Since one of the main learning goals is to teach the student to use the information provided to solve specific problems or situations, and the basis for this is the knowledge obtained, then such parameter as "knowledge level" is included in all student models. From the point of view of learning and mastering the subject domain, the level of skills and abilities is equally important, but the number of models that take into account this parameter is rather small (about 25% of those studied). Toady, network models that display the structure of the course are quite usual. This parameter is one of the most common. Most models are implemented on the basis of overlay-vector and network (knowledge graphs). However, they do not display all the necessary information, and mostly include only the level of knowledge. Psychological characteristics of the student are rarely taken into account, or, if they are, then only one or two of them.

**Conclusions**

Nowadays, intelligent training systems are being intensively created with student models, the main task of which is to increase the effectiveness of the learning process. For the development of adaptive computer training systems, it seems most convenient to use the mixed structure of the student model. The models under investigation are the basis for making architectural and software solutions for the construction of agents of the trainee and teacher. The result of the learning process is influenced by various characteristics, some of which are displayed with the help of several components (for example, the level of knowledge can be divided into disciplines, as well as the initial and current knowledge). For this reason, the structure of the model of the student is not the same, but will contain such types as: vector (experience with computers and computer training systems, psychological characteristics, current work with the course, general level of preparation); weighted graph (prehistory of training); scalar (strategy, method of teaching, specialty). Taking into account the characteristics of the current state of the student and his wishes reflected in the model of the trainee, the trajectory of training is adjusted, a plan for the implementation of the training session is formed (the sequence of mastering the training units and control measures, indicating the time allotted for them), a forecast of its results is constructed. Based on the results of the control measures, the deviations of the current learning outcomes from the expected ones are detected and the corresponding correction of the trajectory of the training is carried out.

Nowadays, intelligent training systems with student models are being intensively created, the main task of which is to increase the effectiveness of the learning process. For the development of adaptive computer training systems, it appears the most convenient to use the mixed structure of the student model. The studied models are the basis for making architectural and software solutions for the construction of agents of the student and the teacher. The result of the learning process is influenced by various characteristics, some of which are displayed using several components (for example, the level of knowledge can be divided by subjects, as well as the initial and current knowledge). For this reason, the structure of the student model is not of one nature, but will contain such types as: a vector (experience with computers and computer training systems, psychological characteristics, current work with the course, general level of preparation); a weighted graph (prehistory of training); a scalar (strategy, method of teaching, specialty). Taking into account the characteristics of the current state of the student and his/her preferences reflected in the trainee model, the trajectory of learning is adjusted, a plan for the implementation of the learning session is formed (the sequence of mastering the learning units and control activities, indicating the time allotted for them) and a prediction of its results is constructed. Based on the results of the control activities, the deviations of the current learning outcomes from the expected ones are defined and the corresponding correction of the learning trajectory is carried out.