УДК 378.14.015.62
DOI: http://dx.doi.org/10.21686/1818-4243-2020-2-17-28

С.Ю. Ржеуцкая, М.В. Харина
Вологодский государственный университет, Вологда, Россия

Способ автоматического подбора учебно-тренировочных заданий в информационной среде обучения студентов ИТ-направлений

Цель исследования. *Исследование, результаты которого представлены в данной статье, выполнено с целью активизации и повышения эффективности самостоятельной работы студентов в информационной среде обучения путём рационального индивидуального подбора учебно-тренировочных заданий. В ходе исследования выполнены разработка, реализация и внедрение в учебный процесс способа автоматического подбора заданий для самостоятельного выполнения, основанного на прогнозировании трудности и обучающего эффекта задания для конкретного студента с учётом сложности задания и подготовленности студента к выполнению этого задания.*

Методы и материалы. *В статье даётся чёткое разграничение понятий сложности, трудности и обучающего эффекта учебно-тренировочных заданий. На этой основе поставлена задача прогнозирования уровня трудности задания для студента как задача автоматической классификации пар «студент-задание», представляющих собой множество характеристик студента и задания, которые имеются в базе данных системы электронного обучения. Результатом классификации является прогноз уровня трудности задания для студента, на основе которого принимается решение об обучающем эффекте этого задания.*

Задача классификации является одной из хорошо проработанных задач машинного обучения «с учителем». Из нескольких известных обучаемых моделей классификации для реализации были выбраны деревья решений, поскольку они, в отличие от нейросетей, представляют правила прогнозирования в наглядной форме, выделяя при этом значимые признаки. Этап обучения модели состоит в построении дерева решений на основе обучающей выборки, содержащей данные о прецедентах выполнения заданий студентами. В результате вычислительного эксперимента были построены деревья решений для нескольких дисциплин, в которых практикуется автоматическая проверка решений студентов, т.е. имеются данные для формирования обучающей выборки.

Результаты. *В статье приводится пример дерева решений, построенного по обучающей выборке, которая сформирована на основе данных электронного практикума по дисциплине «Иностранный язык». Качество прогнозной модели определялось на экзаменационной выборке по критериям точности и обобщающей способности (степень выраженности «эффекта переобучения»). Полученные значения этих показателей позволяют признать качество приемлемым. Проанализированы первые результаты практического применения предложенного способа подбора заданий в учебном процессе. Программное обеспечение, разработанное в ходе выполнения исследования, можно рассматривать как основу рекомендательной системы, которая не может заменить живое общение студента и преподавателя, но является их «умным» помощником в процессе обучения.*

Заключение. *В целом, результаты исследования показывают, что возможности технологий искусственного интеллекта, в частности, машинного обучения, позволяют воплотить на практике принцип индивидуализированного электронного обучения, адаптировать процесс обучения к индивидуальным особенностям каждого студента с целью эффективного развития его профессиональных компетенций. Предлагаемый способ реализован и апробирован в информационной среде обучения студентов ИТ-направлений Вологодского государственного университета, однако, данный подход представляется достаточно универсальным, поэтому может быть распространён и на другие предметные области и формы обучения.*

Ключевые слова: *информационная среда обучения, индивидуализированное обучение, прогнозирование трудности заданий, подбор учебных заданий, деревья классификации*

Svetlana U. Rzheutskaya, Marina V. Kharina
Vologda State University, Vologda, Russia

A Method for the Automatic Selection of Training Tasks in Learning Environment for IT Students

Purpose of research. *The research, the results of which are presented in this article, was carried out in order to activate and improve the efficiency of independent work of students in the information environment of learning by rational individual selection of training tasks. In the process of the research, a method for automatically selecting tasks for self-completion was developed and implemented in the educational process, based on predicting the difficulty and learning effect of the task for a specific student, taking into account the complexity of the task and the student's readiness to perform this task.*

Methods and materials. *The article provides a distinction between the concepts of complexity, difficulty, and the learning effect of training tasks. On this basis, the task of predicting the level of difficulty of the task for the student is set as a task of automatic classification of "student-task" pairs, which represent a set of characteristics of the student and the task that are available in the database of the e-learning system. The result of the classification is a forecast of the level of difficulty of the task for the student, on the basis of which a decision is made about the learning effect of this task.*

The classification problem is one of the well-developed machine learning tasks "with a lecturer". Decision trees were selected from several well-known trained classification models for implementation, since they, unlike neural networks, represent prediction rules in a visual form, while highlighting significant features. The learning phase of the model consists of building a decision tree based on a training sample containing data on precedents for students to complete tasks. As a result of the computational experiment, decision trees were built for several disciplines that practice automatic verification of students' decisions, i.e. there is data for forming a training sample.

Results. *The article provides an example of a decision tree based on a training sample, which is formed on the basis of data from an*

electronic workshop on the discipline "Foreign language". The quality of the predictive model was determined on the exam sample by the criteria of accuracy and generalizing ability (the degree of severity of the "retraining effect"). The obtained values of these indicators allow us to recognize the quality as acceptable. The first results of practical application of the proposed method of selecting tasks in the educational process are analyzed. The software developed in the process of the research can be considered as the basis of a recommendation system that can not replace live communication between the student and the lecturer, but is their smart assistant in the learning process.

Conclusion. *In general, the results of the research show that the capabilities of artificial intelligence technologies, in particular, machine learning, allow us to put into practice the principle of individualized learning, to adapt the learning process to the individual characteristics of each student in order to effectively develop their professional competencies. The proposed method is implemented and tested in the information environment of training students of IT areas of Vologda State University, however, this approach is quite universal, and it can be extended to other subject areas and forms of training.*

Keywords: *learning environment, individualized training, prediction of difficulties in performing tasks, selection of training tasks, classification trees.*

Введение

Повышение качества подготовки специалистов в области информационных технологий является одной из приоритетных задач высшей школы. Естественно, что в процессе решения этой задачи информационные технологии выступают не только в качестве предметной области обучения, но и как эффективное средство организации учебного процесса. В частности, наметившаяся в последние годы тенденция к интеллектуализации средств электронного обучения позволяет воплотить на практике принцип личностно-ориентированного обучения, адаптировать процесс обучения к индивидуальным особенностям каждого обучающегося с целью эффективного развития его профессиональных компетенций.

Проблема индивидуализации обучения и связанные с ней задачи адаптивного обучения обсуждаются в научно-педагогическом сообществе давно. К ярким представителям этого направления можно отнести А.С. Границкую, В.В. Давыдова, А.Н. Леонтьева, Н.А. Менчинскую, И.Э. Унт. На практике каждый опытный преподаватель в процессе проведения аудиторных занятий в вузе (уроков в школе) применяет доступные ему элементы адаптивного обучения, умело подстраиваясь под контингент обучающихся. Однако, реальная возможность внедрить индивидуальный подход в программные средства электронного обучения появилась только в последние годы благодаря значительному прорыву в развитии методов искусственного интеллекта. Различные аспекты использования интеллектуальных технологий для решения задачи индивидуализации обучения обсуждаются в [1–3].

В настоящее время имеется уже немало интеллектуальных программных продуктов, предназначенных для организации адаптивного обучения, их обзор содержится, например, в [4]. Одним из лидеров по использованию методов искусственного интеллекта считается образовательная платформа Knewton, которая может быть интегрирована с различными системами электронного обучения [5]. Она используется несколькими университетами США и Европы для индивидуализации процесса обучения. Набирает популярность отечественная рекомендательная система Stepik, предоставляющая возможность индивидуального подбора учебного материала.

Тем не менее, в учебном процессе российских вузов технологии искусственного интеллекта пока используются только в единичных случаях. Так, в [6,7] содержатся сведения об использовании нейронных сетей для организации адаптивного обучения. В целом, публикаций, представляющих конкретные способы и результаты внедрения средств искусственного интеллекта для индивидуализации обучения в вузе, немного.

В данной статье представлен один из возможных подходов к решению задачи автоматического индивидуального подбора учебно-тренировочных заданий, самостоятельное выполнение которых будет иметь хороший обучающий эффект для студентов. Приведены сведения о реализации и исследовании данного подхода в информационной среде обучения студентов ИТ-направлений Вологодского государственного университета, а также пример его применения в процессе преподавания дисциплины «Иностранный язык».

Предлагаемый авторами подход представляется достаточно универсальным, поэтому он может быть применен не только в процессе обучения студентов ИТ-направлений, но распространен и на другие предметные области и формы обучения.

Постановка задачи автоматического подбора учебно-тренировочных заданий в процессе адаптивного обучения

Адаптивное обучение представляет собой гибкую педагогическую технологию, воплощающую концепции индивидуализированного, личностно ориентированного обучения [8]. Показательный пример адаптивного обучения – индивидуальные занятия обучающегося с репетитором, позволяющие достичь высокой эффективности обучения. Однако, при традиционной форме обучения в школе или в вузе и высокой степени формализации учебного процесса

попытки применить адаптивные технологии сталкиваются с объективными трудностями. Тем не менее, и в условиях традиционно организованного учебного процесса индивидуальный подход все же можно успешно применять, используя доступные возможности.

В качестве примера рассмотрим стандартную форму организации учебного процесса в вузе при обучении будущих специалистов в области ИТ. Обучение любой дисциплине выполняется в строгом соответствии с рабочей программой, как правило, включающей потоковые лекции, лабораторные работы и/или практические занятия, а также самостоятельную работу студентов. В лучшем случае рабочая программа дисциплины предусматривает еще и выполнение курсового проекта (прекрасная возможность применить индивидуальный подход!), но таких дисциплин немного.

Разумеется, в рамках аудиторного лекционного курса все обучающиеся получают одинаковый образовательный контент. Для того, чтобы знания, полученные на лекциях, послужили основой для формирования и развития соответствующих компетенций, необходимо так организовать другие виды занятий, включая самостоятельную работу, чтобы каждый студент получил результат обучения в соответствии со своими возможностями и мотивационными установками, но не ниже нормативного. По мнению авторов, эффективным средством достижения этой цели является рациональный (близкий к оптимальному) индивидуальный подбор достаточного количества учебно-тренировочных заданий (УТЗ), которые выполняются студентом самостоятельно или с небольшой помощью преподавателя. Основная часть УТЗ выполняется в рамках самостоятельной работы, при этом студент может получить консультацию преподавателя в процессе аудиторных занятий.

Роль учебных заданий в процессе обучения, их классификация и упорядочение обсуждаются во многих работах, например, обстоятельный анализ представлен А.И. Уманом [9]. В данной статье авторы используют более конкретное определение «учебно-тренировочные» применительно к заданиям для указания их назначения (в отличие от контрольных и тестовых заданий, предназначенных для диагностики), а также для того, чтобы подчеркнуть важность упорных тренировок в процессе развития компетенций студентов ИТ-направлений. В зависимости от изучаемой дисциплины УТЗ могут представлять собой учебно-тренировочные задачи [10], тренировочные упражнения [9] или обучающие тесты [11].

Индивидуальный подбор УТЗ опытный преподаватель может качественно выполнить и вручную, возможно, с привлечением к этому процессу самих обучающихся. Но при наличии развитой информационной среды обучения в вузе может быть поставлена и решена задача автоматического подбора последовательности предъявления УТЗ студентам с целью повышения эффективности обучения. Решение этой задачи позволит разгрузить преподавателя от трудоемкой работы и обеспечит продвижение каждого студента по своему собственному маршруту. Естественно, что в процессе очного обучения в вузе результаты автоматического подбора заданий при необходимости могут корректироваться преподавателем вручную.

Кратко представим исходные данные для решения поставленной задачи, ориентируясь на интегрированную информационную среду обучения студентов ИТ-направлений, сформированную и поддерживаемую в Вологодском государственном университете [12]. Основой данной среды является общее хранилище данных, в котором накоплен внушительный объем информации, используемой для решения различных задач процесса обучения. В нем размещены УТЗ по различным дисциплинам (несколько тысяч заданий), для каждого из них имеется метаописание, представляющее собой множество метаданных [13], которые существенно облегчают поиск и анализ заданий. Состав этого множества мы уточним ниже.

Подчеркнем, что решения подавляющего большинства УТЗ, используемых при обучении студентов ИТ-направлений, в представленной информационной среде могут быть проверены автоматически – такую возможность обеспечивает применение в процессе обучения СДО MOODLE и наличие дистанционного практикума по программированию с автоматической проверкой решений собственной разработки [14]. Результаты проверки УТЗ заносятся в хранилище учебных достижений студентов.

Помимо учебных достижений в процессе обучения ведется накопление данных для анализа динамики развития профессионально значимых личностных качеств студентов. Эта информация появляется в результате опросов, тестирования и анкетирования студентов и размещается в общем хранилище. Конкретные характеристики будут уточнены ниже.

Результатом подбора УТЗ для конкретного студента является последовательность заданий для самостоятельного выполнения, в которой каждое УТЗ подбирается с учетом результатов обучения (учебных достижений и уровня развития личностных качеств), достигнутых на тот момент, когда задание предъявляется обучающемуся. Полученную последовательность УТЗ можно

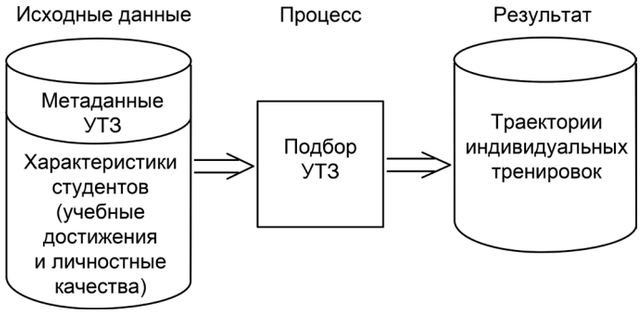

Рис. 1. Постановка задачи подбора учебно-тренировочных заданий

назвать траекторией индивидуальных тренировок. Употребление устоявшегося термина «индивидуальная траектории обучения» в данном контексте представляется не вполне точным с учетом того, что такая траектория включает различные виды учебных объектов [15], а мы на данном этапе исследования рассматриваем только подбор УТЗ. Для наглядности представим постановку задачи в виде схемы на рис. 1.

В следующих разделах представим способ решения поставленной задачи. Суть предлагаемого авторами подхода проста – в процессе обучения необходимо следовать фундаментальному дидактическому принципу «от простого к сложному». Считаем, что рабочие программы дисциплин уже выстроены в соответствии с этим принципом. Для каждой темы рабочей программы имеется достаточное (избыточное для одного студента) количество УТЗ различной сложности в хранилище, возможно, они разбиты на более мелкие дидактические единицы или различаются по типу. По мнению авторов, в такой среде обучения можно повысить эффективность индивидуальных тренировок путем автоматического отбора и упорядочения УТЗ, самостоятельно выполняемых студентом по каждой теме (дидактической единице), по принципу разумного возрастания их трудности для студента с учетом его уровня подготовки с целью достижения максимального обучающего эффекта.

Прежде чем решать эту задачу, необходимо определить такие характеристики УТЗ, как сложность и трудность, их связь с эффектом обучения, а также представить известные на данный момент способы их оценки, которые можно использовать в системе электронного обучения.

Понятия сложности, трудности и обучающего эффекта учебно-тренировочных заданий

Понятия «сложность» и «трудность» являются близкими по смыслу, но это не синонимы даже с точки зрения толковых словарей русского языка. Применительно к учебным заданиям в трактовке этих понятий больших расхождений нет – сложность трактуется как объективная характеристика задания, которая определяется преподавателем-экспертом еще до выполнения задания обучающимися, а трудность – субъективная характеристика задания, определяющая, насколько трудным является это задание для обучающихся [9, 10, 16, 17]. Иными словами, трудность зависит не только от объективной сложности самого задания, но и от уровня подготовки обучающихся, которые выполняют это задание.

Подходы к оценке уровня сложности и трудности учебных заданий не так однозначны. Обычно сложность заданий эксперты оценивают в баллах, используя различные шкалы. Часто применяется упрощенная трехбалльная оценка с использованием лингвистических переменных – «простое», «средней сложности», «повышенной сложности». Такая оценка используется, например, А.С. Границкой в разработанной ею адаптивной технологии обучения в школе, при этом предполагается, что учитель-предметник обладает достаточным опытом, чтобы выставить такую оценку сложности каждому заданию. Имеются и более основательные подходы, представленные в работах Г.А. Балла, В.В. Данилова, А.И. Умана. В [18,19] детально анализируются факторы, определяющие сложность учебных задач по физике, и приводятся способы количественной оценки сложности.

Трудность учебного задания может быть определена только после того, как это задание выполнила группа обучающихся. Наиболее распространенной является статистическая оценка трудности как доли обучающихся, выполнивших (или не выполнивших) задание по отношению к общему количеству выполнявших это задание. Обычно такая оценка выражается в процентах и может считаться объективной характеристикой задания при условии, что количество выполнявших УТЗ достаточно велико для получения достоверной оценки.

Практика показывает, что оценки сложности и трудности одного и того же задания не всегда идеально коррелируют между собой, хотя, конечно, полное несоответствие этих оценок встречается крайне редко. Практика показывает, что эмпирически полученная оценка трудности обладает хорошей дифференцирующей способностью по отношению к УТЗ, часто она позволяет немного откорректировать вы-

ставленную ранее экспертную оценку сложности. Отметим, что оценки трудности заданий могут автоматически пересчитываться по мере накопления статистики выполнения этих заданий.

Оценки сложности и трудности являются значимыми характеристиками заданий. Но не будем забывать, что конечная цель подбора УТЗ – повышение эффективности индивидуальных тренировок. Следовательно, в процессе подбора должна решаться задача прогнозирования обучающего эффекта от выполнения того или иного УТЗ конкретным студентом. Проблема заключается в том, что понятие обучающего эффекта не имеет строгого формального определения. Неформально можно определить обучающий эффект учебного задания как прогресс в развитии компетенций обучающегося в результате выполнения этого задания [9,10].

Основной подход к прогнозированию обучающего эффекта учебного задания заключается в оценке трудности этого задания для обучающегося [9,10,20]. Данный подход опирается на психолого-педагогическую концепцию Л.С. Выготского, которым введены понятия зон активного и ближайшего развития обучающихся [20]. Применительно к развитию компетенций зона активного развития соответствует текущему уровню развития компетенций, а зона ближайшего развития – тому уровню, который реально может быть достигнут при эффективном обучающем воздействии. Согласно концепции Л.С. Выготского, обучающий эффект от выполнения задания будет тем выше, чем точнее это задание соответствует зоне ближайшего (но не активного!) развития обучающегося. В этом случае выполнение задания будет вызывать разумные трудности, которые обучающийся в состоянии преодолеть либо самостоятельно, либо с небольшой помощью преподавателя, при этом достичь прогресса в развитии своих компетенций. Задания, трудность которых соответствует зоне активного развития, могут быть использованы для повторения и закрепления имеющихся навыков, но в ограниченном количестве – слишком легкие задания не несут обучающего эффекта и могут привести к снижению интереса к обучению.

Таким образом, при прогнозировании обучающего эффекта УТЗ в первую очередь следует оценить его трудность для обучающегося. При отсутствии эмпирических данных о выполнении УТЗ единственным способом оценки трудности является экспертная сложность задания. Но в системах электронного обучения эмпирические данные накапливаются быстро, обеспечивая возможность для применения более точных способов оценки.

Один из хорошо проработанных и используемых на практике способов решения задачи прогнозирования трудности заданий представлен в теории тестирования, известной под названием Item Response Theory – IRT [16, 17, 21]. В основе этой теории лежит идея датского математика Г. Раша об использовании в качестве меры трудности тестового задания логарифм от доли участников теста, не справившихся с данным заданием. Получившуюся безразмерную величину он назвал мерой трудности, выраженной в логитах. Если выполнить аналогичные вычисления относительно каждого участника теста, то получим оценку подготовленности тестируемого (результат прохождения теста), также выраженную в логитах. Зная трудность нового тестового задания и вычисленную на других заданиях подготовленность тестируемого, которые выражены в одних и тех же безразмерных единицах, можно вычислить вероятность успешного выполнения нового задания тестируемым. Полученное значение вероятности расценивается как прогнозируемая мера трудности нового задания для тестируемого. Математический аппарат IRT подробно представлен в работах В.С. Аванесова и М.Б. Челышковой, например, [16,17].

Основное назначение IRT – создание качественных диагностических тестов, в которых тестовые задания упорядочены строго по возрастанию трудности. Предложенную Рашем прогнозную модель можно применить и в процессе подбора УТЗ для индивидуальных тренировок, поскольку все необходимые для решения задачи исходные данные имеются, а вычисления по модели Г. Раша реализовать несложно. Однако, в процессе подбора УТЗ возник закономерный вопрос об интерпретации результатов прогноза по модели Раша. А именно, как судить по полученному значению вероятности успешного выполнения задания об обучающем эффекте этого задания?

Подход к решению этой проблемы был найден в работах М.Б. Челышковой [16] и В.С. Клопченко [21] применительно к тестовым заданиям, но он хорошо ложится и на УТЗ. Суть его заключается в переходе от непрерывной шкалы оценки трудности задания (вероятность его успешного выполнения) к дискретной (уровень трудности задания). Для этого предлагается разбить весь диапазон [0,1] значений вероятности p на несколько интервалов, каждому из которых может быть поставлен в соответствие определенный уровень трудности. Так, в [21] предлагается выделить пять интервалов:

1. $(0{,}8 < p < 1)$ – задание слишком легкое для обучающегося, зона активного развития.

2. ($0{,}6 < p < 0{,}8$) – задание невысокой трудности, та же зона активного развития, но некоторые навыки нуждаются в закреплении.

3. ($0{,}4 < p < 0{,}6$) – задание средней трудности, на границе зон активного и ближайшего развития.

4. ($0{,}2 < p < 0{,}4$) – задание повышенной трудности, зона ближайшего развития.

5. ($0 < p < 0{,}2$) – задание очень трудное, выходит за пределы зоны ближайшего развития.

В целях проверки такой интерпретации уровней трудности авторы статьи провели вычислительный эксперимент на реальных данных по прецедентам выполнения заданий студентами, который показал вполне приемлемое совпадение прогнозируемого уровня трудности по модели Раша и реальных результатов выполнения задания.

Попытки интерпретации непрерывного результата прогноза по моделям IRT в виде дискретных, хорошо обозначенных, уровней трудности подсказали авторам статьи идею альтернативного подхода к прогнозированию трудности УТЗ.

Идея и реализация подхода к подбору УТЗ на основе деревьев решений

Предлагаемый способ состоит в том, чтобы решать задачу прогнозирования трудности задания для конкретного студента как задачу классификации пар «студент-задание». Результатом прогнозирования будет отнесение каждой пары к определенному уровню (классу) трудности на основе множества признаков студента и задания.

Задача автоматической классификации объектов является хорошо поставленной и проработанной задачей машинного обучения «с учителем», т.е. на основе обучающей выборки [22,23]. Последовательность шагов (этапов), которые необходимо выполнить для получения и применения обученной модели прогноза, представлена на рис. 2.

Приведенная блок-схема показывает, что процесс прогнозирования может быть запущен только после получения обученной прогнозной модели приемлемого качества. Кратко поясним каждый из выполненных этапов.

Постановка задачи прогнозирования трудности УТЗ для студента

В представленном подходе она заключается в определении признакового пространства (исходные данные) и множества классов (результат).

Уточним исходные данные – характеристики задания и студента. В хранилище имеется достаточно метаданных для решения задачи подбора заданий. Отобранные характеристики заданий разделим на две группы – статические и динамические.

Статические характеристики УТЗ заносятся при его размещении в хранилище:

- дисциплина, тема, возможно, раздел, учебная единица, к которой относится УТЗ;
- лаконичное осмысленное название;
- дата размещения УТЗ в хранилище;
- нормативное время на выполнение УТЗ;
- экспертный уровень сложности.

Динамические характеристики регулярно корректируются в процессе обучения:

- среднестатистическая оценка трудности;
- общее число студентов, выполнявших данное УТЗ;
- среднее время, затраченное на выполнение УТЗ, вычисленное по данным системы автоматической проверки решений;
- среднее количество попыток сдачи задания, если разрешалось исправлять ошибки и сдавать УТЗ заново (в процессе тренировок это обычная практика).

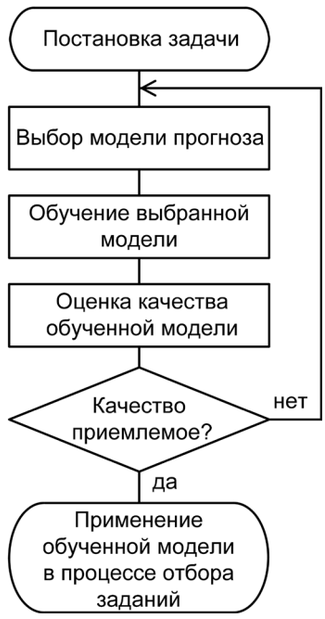

Рис. 2. Этапы решения задачи прогнозирования трудности заданий на основе классификации пар «студент-задание»

Характеристики студента накапливаются в хранилище данных в соответствии с поддерживаемой в информационной среде моделью обучающегося [24]. Из всего множества имеющихся признаков были выбраны наиболее важные в процессе подбора УТЗ. Их также разделим на две группы – учебные достижения и личностные качества. Из учебных достижений были отобраны такие регулярно обновляемые признаки:

- общее количество УТЗ (выполненных и не выполненных);
- процент успешного выполнения УТЗ;
- среднее количество попыток сдачи для выполненных УТЗ;
- средняя экспертная сложность успешно выполненных УТЗ;
- средняя эмпирическая трудность успешно выполненных УТЗ.

Модель обучающегося, поддерживаемая в инфор-

Таблица

Уровни трудности заданий с рекомендациями по их отбору

№	Обозначение	Прогноз по выполнению	Зона развития по Л.С. Выготскому	Рекомендации по отбору
1	Слишком легкое	Будет сдано с первой попытки, затраченное время – значительно меньше нормативного	Зона активного развития, при этом все навыки уже доведены до автоматизма	Не рекомендуется, так как не имеет обучающего эффекта
2	Легкое стартовое	Возможны ошибки при выполнении, но со второй попытки задание будет сдано, затраченное время – меньше нормативного, но близко к нему	Зона активного развития, но закрепление навыков будет полезно	Рекомендуется выполнить 2–3 таких УТЗ в начале изучения каждой темы
3	Средней трудности	Задание будет сдано со второй или третьей попытки и/или затраченное время не меньше нормативного, но превышает его не более чем в два раза	Зоны активного и ближайшего развития	Доля таких УТЗ должна составлять примерно половину от всех заданий
4	Трудное, но выполнимое	Количество попыток сдачи задания больше трех и/или затраченное время значительно больше нормативного	Зона ближайшего развития	Рекомендуется обязательно включить несколько таких УТЗ после тренировок на УТЗ средней трудности
5	Слишком трудное	Количество попыток сдачи более пяти, и/или время выполнения более суток, или среди попыток сдачи нет ни одной успешной	Выходит за пределы зоны ближайшего развития	Можно включить в конце изучения темы, если студент имеет высокий уровень мотивации и преподаватель готов ему помочь

мационной среде, содержит множество признаков, определяющих личностные качества студентов. Подавляющее большинство студентов охотно принимает участие в анкетировании и опросах, проходит тестирование когнитивных характеристик. Для решаемой задачи отобрали такие признаки:

• уровень мотивации (высокий или низкий – определяется анкетированием, мнением преподавателя и товарищей по группе)

• ответственность, целеустремленность (оценка товарищей по группе)

• логическое мышление, внимание (баллы за соответствующие тесты).

Для представления результатов прогноза в соответствии с [21] был принят за основу вариант с пятью классами трудности, хотя для решения задачи количество классов принципиального значения не имеет. В таблице приведены подробные описания каждого класса, с ориентацией на использование в электронной среде с автоматической проверкой выполненных УТЗ.

Представленный в таблице прогноз по выполнению задания (второй столбец) может быть легко проверен на основе тех данных, которые имеются в базе данных системы автоматической проверки решений. Поскольку таких данных накоплено уже много, можно оценить качество прогноза еще до начала использования обученной прогнозной модели. Правая часть таблицы содержит рекомендации по формированию траектории индивидуальных тренировок на основе полученного прогноза трудности заданий для студента, которым мы следовали в процессе отбора заданий.

Выбор модели прогноза

На сегодняшний день имеется несколько хорошо проработанных обучаемых моделей для решения задачи классификации. Наиболее распространенные из них – искусственные нейронные сети. Это широко используемый, довольно точный способ классификации, реализованный в большом количестве программных продуктов [22]. Тем не менее, для решения задачи подбора УТЗ авторы выбрали другую модель, а именно, деревья классификации (деревья решений). Дерево решений представляет собой иерархически организованную систему правил «если..., то...», которая определяет пошаговый алгоритм принятия решения в зависимости от значений признаков. Для выбора такой прогнозной модели нашлись две серьезные причины.

• Нейронные сети являются моделью «черного ящика», а деревья решений в наглядной форме визуализируют правила классификации, которые и сами по себе представляют ценность для преподавателя (далее будет представлен пример).

• Деревья решений обладают замечательной способностью отбора признаков, наиболее значимых в процессе классификации. То множество признаков, которые мы предварительно отобрали, явно избыточно, в процессе построения дерева решений незначимые и мало значимые признаки будут отсеяны.

Недостатком прогнозной модели деревьев решений является более низкая точность классификации по сравнению с нейронными сетями, поэтому они часто позиционируются как инструмент начального, «разведочного» этапа решения задачи. На этом этапе сейчас

и находится проводимое нами исследование. В [25] представлен способ повышения точности данного способа классификации за счет использования генетического алгоритма в процессе построения дерева. В дальнейшем планируется использовать этот вариант, а также исследовать возможность использования более точных моделей нейронных сетей.

Обучение выбранной модели прогноза

Для выбранной модели деревьев решений этап обучения состоит в построении дерева решений на основе анализа обучающей выборки. В нашем случае обучающая выборка содержит данные о прецедентах выполнения УТЗ, выбранные случайным образом из общего хранилища данных. Эти данные включают множество признаков студента и задания, а также известный результат выполнения задания студентом (фактически, это известный результат классификации). В процессе проведения эксперимента использовались данные выполнения заданий по дисциплинам «Программирование», «Базы данных» и «Иностранный язык». С учетом того, что общее число прецедентов достигает нескольких сотен тысяч, для каждой дисциплины было построено дерево решений на основе своей собственной обучающей выборки.

Для этих целей использовался популярный пакет алгоритмов машинного обучения WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis), который поддерживает целую линейку различных моделей классификации, в том числе, и деревья решений. Кроме того, в рамках студенческой ВКР был реализован и использован известный алгоритм CART (Classification and Regression Tree) для построения дерева решений [22]. Варианты деревьев решений, построенные двумя разными способами, для всех дисциплин отличались незначительно, и результаты прогнозирования на их основе получались близкими, но алгоритм из пакета WEKA во всех случаях показал немного лучшее качество обученной прогнозной модели.

Оценка качества обученной модели прогноза

Основными критериями качества модели прогноза, основанного на результатах классификации, являются точность и обобщающая способность [23]. Обе упомянутые характеристики могут быть получены экспериментально с использованием экзаменационной (контрольной) выборки, содержащей такие прецеденты выполнения заданий, которые не были использованы в процессе обучения. Размер экзаменационной выборки рекомендуется выбирать в диапазоне 10–50% от размера обучающей выборки, в нашем случае размер составлял 30%. Прецеденты для экзаменационной выборки отбираются случайным образом, как и для обучающей выборки, при этом обязательной является проверка на отсутствие пересечения обучающей и экзаменационной выборки.

Точность прогноза определяется как процент верно предсказанных результатов выполнения заданий. Для уточнения этой характеристики в некоторых задачах, в том числе и в нашей задаче прогнозирования трудности заданий, целесообразно ввести функцию потерь, определяющую величину штрафа за ошибку в зависимости от класса, в который попал прогноз. Штраф имеет значение ноль, если прогноз правильный, если результат прогноза отнесен к соседнему (наиболее близкому) классу, штраф ненулевой, но минимальный. Далее штраф возрастает по мере удаления прогноза от факта. Средняя величина штрафа является хорошим дополнительным показателем при оценке точности прогноза.

Обобщающая способность оценивается по результатам сравнения точности прогноза на обучающей и экзаменационной выборке с целью отслеживания степени выраженности «эффекта переобучения», когда модель показывает точность, близкую к 100%, на обучающей выборке и низкую точность на экзаменационной [22]. Чем лучше совпадение точности, тем выше обобщающая способность модели прогноза.

Следуя приведенным выше указаниям, в процессе эксперимента было оценено качество всех выстроенных деревьев решений. В следующем разделе представим результаты, полученные для дисциплины «Иностранный язык».

Применение предложенного способа подбора УТЗ в процессе адаптивного обучения английскому языку

Дисциплина «Иностранный язык» (в нашем случае, английский) для представления результатов эксперимента выбрана не случайно. Для специалистов в области ИТ владение английским языком является частью их профессиональной компетентности, поэтому студенты, в основном, мотивированы на изучение языка и понимают, что освоить иностранный язык можно только путем интенсивных тренировок. Однако, проблема заключается в том, что начальный уровень владения английским языком, заложенный еще в школе, у первокурсников резко различается. В целях повышения эффективности обучения студентам первого курса бакалавриата предлагается адаптивный курс самостоятельных интенсивных дистанционных тренировок [26].

В хранилище данных накоплено большое количество упражнений по английскому языку, имеется возможность

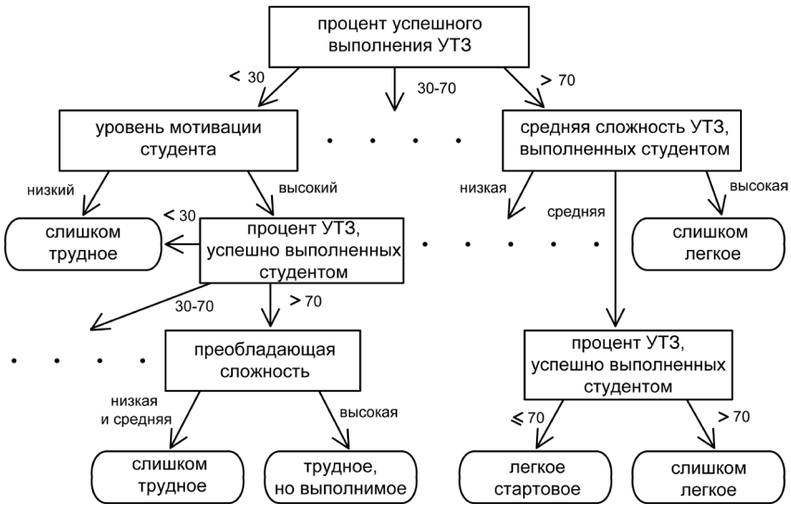

Рис. 3. Фрагмент дерева решений для прогноза трудности упражнений по английскому языку

автоматической проверки результатов их выполнения, при этом задание разрешается сдавать несколько раз, пока результат не будет принят как верный системой автоматической проверки. При успешной сдаче фиксируется количество попыток сдачи и время выполнения задания – из этих данных выводится эмпирическая оценка фактической трудности УТЗ для студента в соответствии с приведенной выше таблицей уровней трудности. Если среди попыток сдачи задания студентом нет ни одной успешной, задание получает эмпирический уровень «Слишком трудное», т.е. студент с ним не смог справиться.

Все упражнения систематизированы по темам и тренируемым англоязычным навыкам. Для оценки экспертного уровня сложности упражнений используется трехбалльная шкала по аналогии с той, которая применена в ЕГЭ по иностранному языку: «простое» соответствует уровню владения языком A2+ (немного выше, чем A2), «средней сложности» – уровню B1, «сложное» – уровню B2.

За несколько лет в результате самостоятельной работы студентов накоплено большое количество эмпирических данных о результатах выполнения упражнений, которых хватило и на обучающую, и на экзаменационную выборку. Случайным образом было отобрано 1000 прецедентов выполнения различных УТЗ разными студентами. Еще 300 прецедентов составило экзаменационную выборку для оценки точности и обобщающей способности прогнозной модели.

Фрагмент дерева классификации, построенного по обучающей выборке с помощью аналитического пакета WEKA, представлен на рис.3.

Все дерево целиком получилось довольно объемным, поэтому в целях наглядного представления хотя бы некоторых правил классификации на рисунке показаны только самые короткие ветви. В целом, представленные в виде дерева решений правила классификации оказались вполне разумными, хотя не всегда предсказуемыми. Как и следовало ожидать, самым важным признаком трудности задания оказался процент студентов, сумевших правильно выполнить это задание. Заслуженно высокий приоритет оказался у признаков студента «мотивация», «процент успешно выполненных УТЗ», «средняя сложность выполненных УТЗ».

Точность классификации, оцененная с помощью экзаменационной выборки, составила 78%. При анализе неверных результатов прогноза было обнаружено, что практически все они попали в соседние классы. Например, если задание реально оказалось для студента легким (допустим, затратил время, меньшее нормативного, но сдал со второй попытки), то результатом прогноза изредка оказывалось «слишком легкое» или «средней трудности», но как трудное для студента такое задание ни разу не было классифицировано. Таким образом, среднее значение штрафа за неверный прогноз оказалось минимальным, при этом, в задаче подбора УТЗ редкое случайное попадание в соседний класс не принесет вреда. Обобщающая способность тоже оказалась приемлемой, поскольку на обучающей выборке точность прогноза составила 86%. Возможно, что использование более точных прогнозных моделей на основе нейронных сетей позволит повысить точность прогноза за счет потери интерпретируемости. Но уже сейчас можно сделать вывод о том, что точности прогноза, близкой к 100%, для такой «тонкой» предметной области, как обучение, добиться очень трудно.

Полученное дерево классификации было использовано в процессе отбора УТЗ для самостоятельных тренировок по английскому языку, но пока в экспериментальном порядке. Студенты отнеслись к эксперименту положительно, охотно следуя рекомендованным им траекториям индивидуальных тренировок. При этом в базе данных уже замечено сокращение количества прецедентов, когда задание оказывалось слишком легким или слишком трудным для студента. Отмечено повышение мотивации у слабых студентов, у которых до этого «руки опускались» от того, что многие задания были

для них слишком трудными. И наоборот, сильные студенты перестали выполнять слишком легкие для них задания.

Эти первые результаты внушают сдержанный оптимизм. Но, разумеется, автоматический подбор заданий – лишь малая часть от той работы, которую надо проделать для заметного повышения эффективности процесса обучения.

Заключение

Успехи в развитии технологий искусственного интеллекта, в частности, машинного обучения, позволяют ставить и решать задачи индивидуализации и личностной ориентации процесса обучения студентов вуза в информационно-образовательной среде. Авторы предложили, реализовали и исследовали способ решения одной из актуальных задач, направленных на повышение качества подготовки специалистов ИТ-направлений, – рациональный подбор учебно-тренировочных заданий для эффективной организации самостоятельной работы студентов с системой электронного обучения, имеющей средства автоматической проверки выполненных заданий.

Подход к решению этой задачи базируется на прогнозировании трудности задания для студента с учетом как объективной сложности самого задания, так и подготовленности студента к выполнению этого задания. Предлагается решать задачу прогнозирования как задачу автоматической классификации пар «студент-задание» на основе обучаемой модели деревьев решений. Последовательно рассмотрены этапы обучения и применения обученной модели, приведен пример использования данного подхода применительно к организации самостоятельной работы студентов при изучении дисциплины «Иностранный язык».

В целом результаты исследования показывают, что возможности современных технологий искусственного интеллекта позволяют адаптировать процесс обучения к индивидуальным особенностям каждого студента. Программное обеспечение, разработанное в ходе выполнения исследования, можно рассматривать как основу рекомендательной системы, которая не может заменить живое общение студента и преподавателя, но является их «умным» помощником в нелегком процессе обучения.

Безусловно, автоматический рациональный подбор учебно-тренировочных заданий – только один аспект перспективного использования информационно-образовательной среды, в плане индивидуализации обучения ее интеллектуальные возможности гораздо шире. Продолжение исследований в данном направлении имеет хорошие перспективы для повышения качества подготовки специалистов в вузе в соответствии требованиями времени и запросами общества.

Литература

1. Рыбина Г.В. Интеллектуальная технология построения обучающих интегрированных экспертных систем: новые возможности // Открытое образование. 2017. № 4. С. 43–57. DOI: 10.21686/1818-4243-2017-4-43-57.

2. Комлева Н.В. MOOCs должны смотреть в сторону расширения своей адаптивности // Открытое образование. 2014. №4 (105). С. 89–96. DOI: 10.21686/1818-4243-2014-4(105-89-96.

3. Тельнов Ю.Ф., Казаков В.А., Козлова О.А. Динамическая интеллектуальная система управления процессами в информационно-образовательном пространстве высших учебных заведений // Открытое образование. 2013. № 1 (96). С. 40–49.

4. Бурняшов В.А. Персонализация как мировой тренд электронного обучения в учреждениях высшего образования [Электрон. ресурс] // Современные проблемы науки и образования. 2017. № 1. Режим доступа: http://science-education.ru/ru/article/view?id=26078 (Дата обращения: 12.02.2020).

5. Knewton: адаптивное обучение в действии [Электрон. ресурс]. Newtonew: новости сетевого образования. Режим доступа: https://newtonew.com/tech/knewton-adaptivnoe-obuchenie-v-dejstvii (Дата обращения: 20.01.20).

6. Грушевский С.П., Добровольская Н.Ю. Компьютерные нейросетевые технологии в индивидуализированном обучении студентов математических специальностей // Наука в вузах: математика, физика, информатика. Проблемы высшего и среднего профессионального образования: материалы Международная научно-образовательная конференция. М.: РУДН, 2009. С. 872–874.

7. Мицель А.А., Погуда А.А. Технология обработки информации в задачах тестирования на основе нейронной сети // Современное образовательное пространство: пути модернизации: труды Международная заочная Научно-практическая конференция. Чебоксары, 2011. С. 122–127.

8. Селевко Г.К. Энциклопедия образовательных технологий. М.: Народное образование, 2005. 556 с.

9. Уман А. И. Технологический подход к обучению: учебное пособие для вузов. М.: Юрайт, 2018. 187 с.

10. Балл Г.А. Теория учебных задач: Психолого-педагогический аспект. М.: Педагогика, 1990. 184 с.

11. Углев В.А. Обучающее адаптивное тестирование с применением экспертных систем. Информационные технологии в образовании и науке // Сборник материалов всероссийской

научно-практической конференции. М.: МФА, 2006. С. 606–611.

12. Ржеуцкая С. Ю., Харина М. В. Интегрированная информационная среда обучения как средство развития иноязычной коммуникативной компетенции обучаемых // Открытое образование. 2016. №1. С. 43–48.

13. Синица Е. М., Бурцев М. С. Описание учебных ресурсов: метаданные, стандарты, профили // Образовательные технологии и общество. 2006. № 9(1). С. 365–373.

14. Андрианов И. А., Григорьева А. А. Эффективный поиск плагиата в программном коде для системы дистанционного практикума по программированию. Информатизация инженерного образования // Труды Международной научно-практической конференции ИНФОРИНО-2016. 2016. С. 485–488.

15. Алещенко А.С., Трембач В.М. Интеллектуальная обучающая система кафедры вуза // Открытое образование. 2016. № 5. С. 47–52.

16. Челышкова М. Б. Адаптивное тестирование в образовании (теория, методология, технология). М.: ИЦКПС, 2001. 165 с.

17. Аванесов В. С. Педагогические измерения: язык и понятия // Педагогическая диагностика. 2015. № 2. С. 3–16.

18. Наймушина О.Э., Стариченко Б.Е. Многофакторная оценка сложности учебных заданий // Образование и наука. 2010. №2 (70). С. 58–69.

19. Стротова М.Н. Возможная классификация физических задач и их идентификация // Вестник Томского государственного университета. 2009. № 318. С. 208–210.

20. Выготский Л.С. Мышление и речь. М.: Лабиринт, 1999. 352 с.

21. Клопченко В.С. К вопросу о педагогическом прогнозировании // Открытое образование. 2008. № 5. С. 23–29.

22. Бринк Х., Ричардс Дж, Феверолф М. Машинное обучение. СПб.: Питер, 2017. 336 с.

23. Барсегян А. А., Куприянов М. С., Холод И.И., Тесс М.Д., Елизаров С.И. Анализ данных и процессов: учеб. Пособие – 3-е издание. СПб.: БХВ-Петербург, 2009. 512 с.

24. Давыдова Е. Н., Сергушичева А. П. Модели обучаемого и преподавателя для мультиагентной обучающей системы // Открытое образование. 2015. № 5. С. 25–31.

25. Ржеуцкий А.В., Суконщиков А.А. Эволюционный алгоритм построения дерева решений // Программные продукты и системы. 2011. № 3. С. 22–26.

26. Харина М.В. Модели развития иноязычной коммуникативной компетенции студентов технического вуза в интегрированной информационной обучающей среде // Ярославский педагогический вестник. Психолого-педагогические науки. 2014. Т. 2. № 4. С. 114–118.

References

1. Rybina G.V. Intelligent technology for building training integrated expert systems: new opportunities. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2017; 4: 43-57. DOI: 10.21686/1818-4243-2017-4-43-57. (In Russ.)

2. Komleva N.V. MOOCs should look towards expanding their adaptability. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2014; 4 (105): 89-96. DOI: 10.21686/1818-4243-2014-4(105-89-96. (In Russ.)

3. Tel'nov YU.F., Kazakov V.A., Kozlova O.A. Dynamic intellectual process control system in the information and educational space of higher educational institutions. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2013; 1 (96): 40-49. (In Russ.)

4. Burnyashov V.A. Personalization as a global trend in e-learning in higher education institutions [Internet]. Sovremennyye problemy nauki i obrazovaniya = Modern problems of science and education. 2017; 1. Available from: http://science-education.ru/ru/article/view?id=26078 (cited 12.02.2020). (In Russ.)

5. Knewton: adaptive learning in action [Internet]. Newtonew: novosti setevogo obrazovaniya = Newtonew: network education news. Available from: https://newtonew.com/tech/knewton-adaptivnoe-obuchenie-v-dejstvii (cited 20.01.20). (In Russ.)

6. Grushevskiy S.P., Dobrovol'skaya N.YU. Computer neural network technologies in individualized training of students of mathematical specialties. Nauka v vuzakh: matematika, fizika, informatika. Problemy vysshego i srednego professional'nogo obrazovaniya: materialy Mezhdunarodnaya nauchno-obrazovatel'naya konferentsiya = Science in universities: mathematics, physics, computer science. Problems of higher and secondary vocational education: materials of the International Scientific and Educational Conference. Moscow: RUDN; 2009: 872-874. (In Russ.)

7. Mitsel' A.A., Pogуda A.A. Information processing technology in testing tasks based on a neural network. Sovremennoye obrazovatel'noye prostranstvo: puti modernizatsii: trudy Mezhdunarodnaya zaochnaya Nauchno-prakticheskaya konferentsiya = Modern educational space: modernization paths: proceedings of the International Correspondence Scientific and Practical Conference. Cheboksary, 2011: 122-127. (In Russ.)

8. Selevko G.K. Entsiklopediya obrazovatel'nykh tekhnologiy= Encyclopedia of educational technology. Moscow: Public education; 2005. 556 p. (In Russ.)

9. Uman A. I. Tekhnologicheskiy podkhod k obucheniyu: uchebnoye posobiye dlya vuzov = Technological approach to learning: a textbook

for universities. Moscow: Yurayt; 2018. 187 p. (In Russ.)

10. Ball G.A. Teoriya uchebnykh zadach: Psikhologo-pedagogicheskiy aspect = Theory of educational problems: Psychological and pedagogical aspect. Moscow: Pedagogika= Pedagogy; 1990. 184 p. (In Russ.)

11. Uglev V.A. Training adaptive testing using expert systems. Information technology in education and science. Sbornik materialov vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii = Collection of materials of the All-Russian scientific-practical conference. Moscow: MFA; 2006: 606-611. (In Russ.)

12. Rzheutskaya S. YU., Kharina M. V. Integrated learning environment as a means of developing students' foreign language communicative competence. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2016; 1: 43-48. (In Russ.)

13. Sinitsa Ye. M., Burtsev M. S. Description of educational resources: metadata, standards, profiles. Obrazovatel'nyye tekhnologii i obshchestvo = Educational technologies and society. 2006; 9(1): 365-373. (In Russ.)

14. Andrianov I. A., Grigor'yeva A. A. Effective search for plagiarism in program code for a remote programming workshop system. Informatization of engineering education. Trudy Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii INFORINO -2016 = Proceedings of the International Scientific and Practical Conference INFORINO. 2016: 485-488. (In Russ.)

15. Aleshchenko A.S., Trembach V.M. Intellectual educational system of the university department. Otkrytoye obrazovaniye = Open education. 2016; 5: 47-52. (In Russ.)

16. Chelyshkova M. B. Adaptivnoye testirovaniye v obrazovanii (teoriya, metodologiya, tekhnologiya) = Adaptive testing in education (theory, methodology, technology). Moscow: ICTSPS; 2001. 165 p. (In Russ.)

17. Avanesov V. S. Pedagogical measurements: language and concepts. Pedagogicheskaya diagnostika = Pedagogical diagnostics. 2015; 2: 3-16. (In Russ.)

18. Naymushina O.E., Starichenko B.Ye. Multivariate assessment of the complexity of educational tasks. Obrazovaniye i nauka = Education and Science. 2010; 2 (70): 58-69. (In Russ.)

19. Strotova M.N. Possible classification of physical problems and their identification. Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta = Bulletin of Tomsk State University. 2009; 318: 208-210. (In Russ.)

20. Vygotskiy L.S. Myshleniye i rech' = Thinking and Speech. Moscow: Labyrinth; 1999. 352 p. (In Russ.)

21. Klopchenko V.S. To the question of pedagogical forecasting. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2008; 5: 23-29. (In Russ.)

22. Brink KH., Richards Dzh, Feverolf M. Mashinnoye obucheniye Machine Learning. Saint Petersburg: Peter; 2017. 336 p. (In Russ.)

23. Barsegyan A. A., Kupriyanov M. S., Kholod I.I., Tess M.D., Yelizarov S.I. Analiz dannykh i protsessov: ucheb. posobiye– 3-ye izdaniye = Analysis of data and processes: textbook. allowance - 3rd edition. Saint Petersburg: BHV-Petersburg; 2009. 512 p. (In Russ.)

24. Davydova Ye. N., Sergushicheva A. P. Models of the learner and teacher for the multi-agent learning system. Otkrytoye obrazovaniye = Open Education. 2015; 5: 25-31. (In Russ.)

25. Rzheutskiy A.V., Sukonshchikov A.A. Evolutionary decision tree construction algorithm. Programmnyye produkty i sistemy = Software products and systems. 2011; 3: 22-26. (In Russ.)

26. Kharina M.V. Development models of foreign language communicative competence of students of a technical university in an integrated information educational environment. Yaroslavskiy pedagogicheskiy vestnik. Psikhologo-pedagogicheskiye nauki = Yaroslavl Pedagogical Bulletin. Psychological and pedagogical sciences. 2014; 2; 4: 114-118. (In Russ.)

Сведения об авторах

Светлана Юрьевна Ржеуцкая
К.т.н., доцент кафедры автоматики и вычислительной техники
Вологодский государственный университет,
Вологда, Россия
E-mail: rzeyzki@yandex.ru

Марина Викторовна Харина
Старший преподаватель кафедры английского языка
Вологодский государственный университет»,
Вологда, Россия
E-mail: marinav-eng@yandex.ru

Information about the authors

Svetlana U. Rzheutskaya
Cand. Sci. (Engineering), associate Professor in the Department of computer science and engineering
Vologda State University,
Vologda, Russia
E-mail: rzeyzki@yandex.ru

Marina V. Kharina
A senior teacher in the English-language Department
Vologda State University,
Vologda, Russia
E-mail: marinav-eng@yandex.ru