**Прогнозирование учебной успеваемости обучающихся на** **уровне общего среднего образования: сравнительно-**

**ретроспективный анализ**

Синькевич Вера Николаевна

Национальный институт образования, г. Минск, Республика Беларусь

**Аннотация**

Интеллектуальный анализ данных оказывает влияние на многие аспекты общественной жизни. С его помощью преобразовываются отрасли здравоохранения, экономики, пассажирского транспорта, связи и пр. Образование также не является исключением. Вместе с тем потенциал прогнозирования учебной успеваемости представляется гораздо более объёмным, чем осуществимость проведения исследований в образовательной сфере с интенсивным использованием данных. Для педагогов и обучающихся интерес к рассматриваемой области обусловлен возможностью получать опережающую информацию о соответствии собственных результатов образовательной деятельности требуемому уровню. Цель проведенного исследования — выявление особенностей и тенденций изменения теории и практики прогнозирования учебной успеваемости на уровне ОСО посредством сравнительно-ретроспективного анализа. В качестве методов исследования выбраны: теоретический (сравнительно-ретроспективный) анализ литературных источников, статистические и графические методы для сопоставления данных и др. В данном исследовании проанализирована выборочная совокупность публикаций за последние 25 лет в области прогнозирования учебной успеваемости обучающихся на уровне общего среднего образования (ОСО). Для наглядного отображения рассматриваемой области в её развитии на основании общепринятой классификации разработана типология прогнозов применительно к учебной успеваемости, позволяющая наметить перспективные подходы в данном направлении.

**Ключевые слова:** типология, тенденции, прогнозирование, учебная успеваемость, общее среднее образование, сравнительно-ретроспективный анализ, интеллектуальный анализ образовательных данных, образовательная статистика.

**1. Введение**

Актуальность работы. Сегодня прогнозирование учебной успеваемости ― молодая интенсивно развивающаяся область междисциплинарных исследований на стыке педагогики, психологии, информационных технологий и статистического анализа.

С 2008 года вопросы прогнозирования учебной успеваемости среди прочих освещаются на ежегодной международной конференции по сбору и интеллектуальному анализу образовательных данных (Educational Data Mining, или EDM), проводимой в Канаде, США, Китае, странах Европейского союза. Поскольку интерес к EDM стремительно возрастает, в 2009 году для обмена и распространения результатов исследований был основан журнал The Journal of Educational Data Mining или JEDM, а в 2011 создано общество исследователей, занимающихся вопросами влияния аналитики на преподавание, обучение и развитие (Society for Learning Analytics Research или SoLAR).

С введением в 2008 году открытых баз образовательных данных, таких как DataShop Питтсбургского научно-образовательного центра (PSLC) и Национального центра статистики образования (NCES), интеллектуальный анализ образовательных данных стал более доступным, что способствовало его дальнейшему прогрессу [1].

В 2017 году вышло первое издание Handbook of Learning Analytics [2] как итог активной работы в области EDM.

Интеллектуальный анализ данных оказывает влияние на многие аспекты общественной жизни. С его помощью преобразовываются отрасли здравоохранения, экономики, пассажирского транспорта, связи и пр. Образование также не является исключением.

В настоящее время EDM, продолжая развиваться, объединяет значительное количество исследователей из различных областей с целью лучшего научного понимания и практического совершенствования процессов преподавания и изучения учебных предметов с помощью интеллектуального анализа образовательных данных и методов машинного обучения.

Вместе с тем потенциал прогнозирования учебной успеваемости представляется гораздо более объёмным, чем осуществимость проведения исследований в образовательной сфере с интенсивным использованием данных. Новая возможность состоит в том, что педагоги и учащиеся ― главные заинтересованные стороны, основные составляющие педагогической системы ― впервые могут сами увидеть собственные достижения и прогресс в обучении, что до сих пор было привилегией исследователей вне системы [2].

Для педагогов и учащихся интерес к рассматриваемой области обусловлен возможностью получать опережающую информацию о соответствии собственных результатов образовательной деятельности требуемому уровню.

Цель и задачи проведенного исследования — выявление особенностей и тенденций изменения теории и практики прогнозирования учебной успеваемости на уровне ОСО посредством сравнительно-ретроспективного анализа.

Объект исследования – прогнозирование учебной успеваемости на уровне общего среднего образования.

Предмет исследования – сравнительно-ретроспективный аспект прогнозирования учебной успеваемости обучающихся на уровне общего среднего образования.

**2. Методы и методологии**

В качестве методов исследования были выбраны: теоретический (сравнительно-ретроспективный) анализ литературных источников, статистические и графические методы для сопоставления данных и др.

В данном исследовании проанализирована выборочная совокупность публикаций за последние 25 лет в области прогнозирования учебной успеваемости обучающихся на уровне общего среднего образования (ОСО).

Для наглядного отображения рассматриваемой области в её развитии на основании общепринятой классификации разработана типология прогнозов применительно к учебной успеваемости, позволяющая наметить перспективные подходы в данном направлении.

Типы прогнозирования учебной успеваемости выделены по следующим признакам:

* по модели прогнозирования;
* по количеству учебных предметов;
* по продолжительности прогнозирования;
* по масштабу и представительности выборки учащихся;
* по способу представления результатов прогноза;
* по алгоритму прогнозирования.

В общей сложности около 186 научных публикаций ([6] – [191]), собранных с помощью баз данных Google Scholar, Researchgate, OATD (Open Access Theses and Dissertations) и др., были включены в обзор литературы. В белорусских и российских изданиях публикаций по выбранной тематике относительно общего среднего образования не обнаружено.

**3. Результаты и х обсуждение**

В ходе изучения содержания данных источников были определены идеи и научно-практические разработки, получившие наибольшую известность и изменившие ход дальнейших исследований. На этом основании нами было принято решение о выделении следующих основных этапов развития теории и практики прогнозирования учебной успеваемости:

* 1994 — 2003 годы ― от разработки А.T. Corbett, J.R. Anderson усовершенствованной методики трассировки знаний (KT), являющейся основой для прогнозирования и моделирования учебной успеваемости, до появления первых онлайн-платформ для изучения учебных предметов на уровне ОСО;
* 2004 — 2008 годы ― от создания ASSISTments (свободно доступной веб-системы обучения математике с IV по X класс, разработанной на базе Вустерского политехнического института в США) до проведения первой конференции по сбору и интеллектуальному анализу данных в образовании (The International Conference on Educational Data Mining);
* 2009 — 2013 годы ― от разработки P. I. Pavlik Jr. значимой альтернативы трассировки знаний ― модели анализа факторов успеваемости (Performance Factors Analysis или PFM), до официальной регистрации общества исследователей, занимающихся вопросами влияния аналитики на преподавание, обучение и развитие (SoLAR), в качестве профессионального;
* 2014 — 2019 годы ― современный этап развития теории и практики прогнозирования учебной успеваемости от первого выпуска журнала «Аналитика в обучении» до стадии целенаправленного управления (стратегического планирования) развитием данной области путём постановки перспективных задач вплоть до 2038 года [3]. Данный период связан с расширенным использованием продольных методов в рамках проведения диссертационных исследований; разработкой руководящих и этических принципов по сбору и интеллектуальному анализу данных в образовательной сфере [2].

Проведенные исследования в области прогнозирования способствовали значительному увеличению числа публикаций по данной теме за последние 15 лет. На рисунке 1 представлен S−образный график логистической кривой, описывающий развитие темы «Прогнозирование учебной успеваемости на уровне ОСО» (а точнее ― рост числа научных публикаций, шт.) во времени.

**Рисунок 1 ― Динамика количества публикаций в области прогнозирования в отдельные периоды (с 1994 г. по 2019 г.)**

Преимущество использования S−образного графика логистической кривой в сравнительно-ретроспективном анализе обусловлено, во-первых, простотой её построения; во-вторых, тем, что выделенные параметры позволяют в короткий срок сделать вывод о развитии рассматриваемой области. Недостатком построенного графика является то, что с его помощью трудно представить, как точно будет происходить развитие в будущем, поэтому приведенный прогноз достаточно условен. Данный график показывает, что внимание исследователей к рассматриваемой области резко усилилось после 2005 года. Возрастание числа прогностических исследований связано c появлением онлайн-платформ и систем репетиторства, таких как ASSISTments, Cognitive Tutors, SimStudent и т. д. Эти системы обеспечили переход от статистической к структурной (структурно-статистической) модели прогнозирования учебной успеваемости.

Статистическое прогнозирование направлено на поиск и установление причинно-следственных связей и основано на использовании алгоритмов статистического анализа ретроспективных данных (линейная регрессия, корреляционный анализ, прямое усреднение и др.).

При структурном прогнозировании применяются различные техники машинного обучения, такие как нейронные сети, байесовские сети на основе цепей Маркова, деревья принятия решений и др., в которых новое прогнозируемое значение используется для пересмотра выбранных параметров модели.

Как правило, первые модели применяют статические данные (например, данные, собранные в учреждении образования, статистические, демографические и пр.). Вторые базируются на динамических данных, включающих количество и скорость верно выполненных заданий к текущему моменту, использование подсказок обучающимися и т. п., предоставляя исследователю информацию о ходе изучения ими учебного предмета. Вместе статические и динамические данные находят приложение в структурно-статистическом прогнозировании, при котором составляется индивидуальный профиль учащегося или определённой категории учащихся.

В то время как статические данные предоставляют информацию о предыстории учебной успеваемости, динамические — служат для непрерывного отслеживания учебной успеваемости.

Сегодня не существует конкретного сочетания статических и динамических данных, которые должны применяться ко всем моделям прогнозирования. Однако следует отметить, что чем выше доля статических данных, тем менее мощная модель будет в прогнозировании прогресса в изучении учебного предмета, поскольку бóльшая часть демографических данных редко меняется, а история успеваемости за предыдущие годы не может быть изменена в принципе.

По этой причине, если успеваемость обучающегося прогнозируется в середине учебного года с использованием той же модели и данных, что и в его начале, прогнозы остаются неизменными.

Следовательно, использование только статических параметров позволяет разрабатывать преимущественно одноразовые прогнозы. В сочетании с данными, которые изменяются с течением времени, статичные данные об успеваемости предоставляют больше информации и могут использоваться для измерения прогресса в обучении.

Образовательные онлайн-платформы обеспечили уникальное преимущество для сбора динамических данных. Они выступают идеальной средой для моделирования учебной успешности и её формирующего оценивания, ибо позволяют разрабатывать непрерывные прогнозы учебной успеваемости [4].

Распределение исследований в отдельные периоды в зависимости от модели прогнозирования показано с помощью диаграммы *(рисунок 2).* На протяжении 1994-2013 гг. отмечается рост структурных прогнозных исследований на фоне снижения статистических.

**Рисунок 2 ― Динамика количества исследований в отдельные периоды в зависимости от используемой модели прогнозирования**

Таким образом, перспективными направлениями в прогнозировании учебной успеваемости на уровне ОСО являются:

* накопление динамических данных об учебной успеваемости;
* применение модели структурно-статистического прогнозирования;
* повышение роли формирующего оценивания;
* расширение возможностей для моделирования учебной успешности.

В целом можно выделить три типа прогнозирования по характеру результатов: 1) классификация; 2) регрессия; 3) оценка плотности вероятности.

В классификации прогнозируемая переменная является категориальной. К наиболее распространённым методам классификации могут быть отнесены такие как: деревья принятия решений, логистическую регрессию (для двоичного прогнозирования) и метод опорных векторов.

В регрессии прогнозируемая переменная принимает непрерывные значения. Среди методов регрессии выделяют линейную регрессию, нейронные сети.

В оценке плотности прогнозируемая величина ― это функция плотности вероятности. Для данной цели используются, например, байесовские сети [1].

Для каждого типа прогнозирования входные переменные могут быть либо категориальными, либо непрерывными.

Различие между результатами прогноза устанавливается с точки зрения выходного представления:

* непрерывно ― для регрессии и оценки плотности вероятности;
* дискретно ― для классификации.

На рисунке 3 с помощью диаграммы рассматриваемые исследования сгруппированы по способу представления результатов прогноза.

**Рисунок 3 ― Распределение количества исследований по способу представления результатов прогноза в разные периоды**

Данная диаграмма показывает динамику изменения во времени исследований по рассматриваемому параметру. На протяжении 2009 – 2019 гг. отмечается также увеличение процента исследований по типу классификации с дискретным представлением результатов прогноза.

Спектр результатов прогнозирования учебной успеваемости можно представить следующим образом*:*

1. Прогноз успешности / неуспешности окончания учебного курса или школы, правильности / неправильности выполнения конкретного действия, ответа на вопрос.

2. Прогноз диапазона отметок, категории успеваемости или степени учебных достижений.

3. Прогноз определённого числового значения оценок (отметок).

Значит, исследования, направленные на прогнозирование учебной успеваемости, можно различать и по тому, как они интерпретируют образовательные результаты.

Большинство ранее проведенных исследований давали частные прогнозы. Вместе с тем за последние годы прогнозирование учебной успеваемости стало более тонким и сложным. В настоящее время исследователи стремятся не только прогнозировать текущие и итоговые отметки, но и давать комплексную оценку учебной успеваемости на основе совокупности прогностических факторов, используя сложные данные, собранные с помощью образовательных онлайн-платформ, а также моделировать успешность обучающихся путём систематического отслеживания индивидуального прогресса в изучении учебных предметов.

В целом, прогнозирование общего успеха выступает механизмом выявления учащихся, нуждающихся в дополнительной педагогической поддержке, а своевременное прогнозирование показателей имеет дифференцирующее значение, поскольку предоставляет подробную информацию о конкретных категориях учащихся. Данные сведения могут быть использованы, к примеру, при профильной дифференциации обучающихся на III ступени общего среднего образования.

Кроме этого существует ряд проблем в прогнозировании на уровне ОСО, представляющих, на наш взгляд, исследовательский интерес.

Во-первых, большинство проведенных исследований в области прогнозирования учебной успеваемости были сосредоточены на конкретных учебных предметах (математике и языках), а расширение предметной области исследований происходило медленными темпами *(рисунок 4).* В связи с этим, задачей будущих исследований может стать разработка общепредметных прогнозов, охватывающих основные учебные предметы за курс ОСО.

**Рисунок 4 ― Распределение количества исследований по охвату предметной области в отдельные периоды**

Во-вторых, исследования в области прогнозирования учебной успеваемости на уровне общего среднего образования в основном были проведены в течение одного учебного года, поэтому сегодня актуальность приобретают продольные исследования, длительные и систематические наблюдения за динамикой учебной успешности в разных условиях. Необходимо также определить оптимальный интервал времени для прогнозирования успеваемости обучающихся при изучении конкретных учебных предметов в соответствии с поставленными целями разработки прогноза.

В-третьих, существует проблема обобщаемости моделей прогнозирования и их применимости в отношении различных групп учащихся, распространения полученных результатов прогноза на генеральную совокупность [3], требующая решения. Динамика развития исследуемого нами направления как по временнóму охвату, так и по масштабу выборки показана на рисунках 5 и 6.

**Рисунок 5 ― Распределение количества исследований по временнóму охвату**

**Рисунок 6 ― Распределение количества исследований по масштабу выборки**

Нами установлено, что продолжительность прогноза влияет на его точность, способствуя увеличению последней. В тоже время зависимость между точностью прогноза и масштабом выборки не отмечена. Средние показатели точности для различных типов прогнозов представлены на рисунке 7.

**Рисунок 7 ― Зависимость между точностью прогноза, масштабностью и продолжительностью исследования**

Ещё одна существующая проблема связана с оптимальным подбором алгоритмов для прогнозирования.

Выбор алгоритма в большей мере определяется характером результата прогноза. При прогнозировании двоичного результата, как правило, применяются классические алгоритмы, которые предсказывают результат с определённой вероятностью, например, нейронные и байесовские сети. При прогнозировании категории отметок применяются такие алгоритмы, как линейная или логистическая регрессия [4]. При прогнозировании общих результатов — более сложные, комбинированные алгоритмы.

Для оценки точности прогнозов были выбраны 30 сравнительных комплексных исследований и сгруппированы по периодам и в соответствии с применёнными алгоритмами. Представленное на рисунке 8 наглядное изображение трёх переменных, две из которых (наименование алгоритма и период исследования) составляют график рассеяния, а третья (точность прогноза) представлена диаметром кругов.

1 ― 2004 ― 2008 гг. 2 ― 2009 ― 2013 гг. 3 ― 2014 ― 2019 гг.

**Рисунок 8 ― График, отражающий точность прогнозов учебной успеваемости при использовании различных алгоритмов**

Данный график (*рисунок 8*) показывает, что многие алгоритмы прогнозирования учебной успеваемости (деревья принятия решений, нейронные, байесовские сети) относительно близки к максимальным показателям, и, вероятно, не будет роста выше 97—98 %. Кроме того, модель отслеживания знаний (Knowledge tracing или КТ), основанная на байесовском алгоритме, и модель анализа факторов эффективности (Performance Factors Analysis или PFA), где используется логистическая регрессия, коррелируют друг с другом на уровне 96 % по данным исследования [5] (J. E. Beck, 2013), что указывает на незначительные различия между ними в точности прогноза.

Поскольку прогнозирование учебной успеваемости — это, прежде всего, её оценка, естественный способ проверки оценочного инструмента состоит в том, чтобы вычислить его прогностическую достоверность. Такой подход является вполне разумным с общенаучной точки зрения. В то же время высокая корреляция есть необходимое условие при проверке используемого прогностического инструментария, однако не может являться достаточным в педагогическом аспекте. В качестве конкретного примера можно рассмотреть комбинированные алгоритмы (ансамбли), которые учитывают результаты различных подходов к моделированию учебных достижений и находят способы для объединения их прогнозов. На рисунке 9 показано распределение количества исследований с использованием односоставных алгоритмов или их сочетания (комбинированных алгоритмов) с течением времени.

**Рисунок 9― Динамика частоты использования ансамблей и простых алгоритмов**

**4. Выводы**

Резюмируя всё вышесказанное стоит отметить, что прогнозирование учебной успеваемости как сфера исследований в образовании развивается довольно быстрыми темпами.

Таким образом, основными тенденциями изменения теории и практики в области прогнозирования учебной успеваемости на уровне общего среднего образования выступают:

* повышение роли формирующего оценивания, накопление динамических данных об учебной успеваемости и расширение возможностей для моделирования учебной успешности;
* рост числа исследований, прогнозирующих успеваемость одновременно по нескольким основным учебным предметам, изучаемым на уровне ОСО;
* увеличение числа продольных исследований, охватывающих различные ступени ОСО;
* расширение масштаба и обеспечение представительности выборки учащихся для обобщаемости используемой модели прогнозирования;
* возрастание числа исследований с дискретным представлением результатов прогноза;
* приоритетное использование для прогнозирования не одного, а сочетания алгоритмов.

Помимо данных тенденций при разработке рассматриваемого направления надлежит также учитывать особенности прогнозирования учебной успеваемости на уровне ОСО. Одной из особенностей является то, что в отличие от аналогичных данных в системе высшего образования, где предпочтение отдавалось преимущественно информатике [4], исследования на уровне ОСО сконцентрировались в большинстве своём на математике *(рисунок 10).*

**Рисунок 10 ― Распределение количества исследований по предметным областям, к которым относились результаты прогноза**

Причины незначительного количества аналогичных исследований в других учебных областях остаются предположением. Объяснением этого может служить, к примеру, широкое использование алгоритмов при решении математических задач, что облегчает проведение исследований в данной области.

Другая особенность заключается в преимущественном использовании на уровне ОСО относительно несложных алгоритмов для прогнозирования, таких как байесовские сети, логистическая и линейная регрессия, деревья принятия решений *(рисунок 11).*

**Рисунок 11 ― Частота использования алгоритмов в исследованиях прогнозирования учебной успеваемости на уровне ОСО**

В высшем образовании приоритет отдаётся алгоритмам множественной регрессии и нейронным сетям [4].

Специфической чертой исследований на уровне общего среднего образования выступает и более низкая точность прогнозов. На основании выборки из 30 исследований в среднем она составляет 82 % по сравнению с 89 % для исследований на уровне высшего образования.

**5. Заключение**

В данном исследовании проанализирована выборочная совокупность публикаций за последние 25 лет в области прогнозирования учебной успеваемости обучающихся на уровне общего среднего образования (ОСО).

Для наглядного отображения рассматриваемой области в её развитии на основании общепринятой классификации разработана типология прогнозов применительно к учебной успеваемости.

Исходя из этого, в будущем будет актуальной разработка прогнозов успеваемости обучающихся по более широкой группе учебных предметов и использование оптимального сочетания алгоритмов в соответствии с поставленными прогнозными целями.

**Список цитированных источников**

1. Baker, R. S. Data Mining for Education / R. S. Baker // International Encyclopedia of Education (3rd edition) // B. McGaw, P. Peterson, E. Baker (Eds.). — Oxford : Elsevier, 2010. —Vol. 7. — P. 112—118.
2. Handbook of Learning Analytics : First Edition / Editors : C. Lang, G. Siemens, A. Wise // Society for Learning Analytics Research. — 2017. — 355 р.
3. Baker, R. S. Challenges for the Future of Educational Data Mining : The Baker Learning Analytics Prizes / R. S. Baker // Journal of Educational Data Mining. — 2019. —Vol. 11(1). — P. 1—17.
4. Mogessie Ashenafi, M. A Comparative Analysis of Selected Studies in Student Performance Prediction / M. Mogessie Ashenafi // International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process. — 2017. — Vol. 7, № 4. — Р. 17—32.
5. Beck, J. E. Limits to Accuracy: How Well Can We Do at Student Modeling? / J. E. Beck // Proceedings of the 6th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2013), July 6—July 9, Memphis, Tennessee, USA. — P. 4—11.
6. Corbett, A.T. Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge / A.T. Corbett, J.R Anderson // Journal User modeling and user-adapted interaction. – 1994. – Vol. 4, Iss. 4. – Р. 253–278.
7. Koedinger, K.R. Intelligent Tutoring Goes To School in the Big City / K.R. Koedinger, J.R. Anderson, W.H. Hadley, M.A. Mark // International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 1997. – Vol. 8. – Р. 30–43.
8. Koedinger, K.R. Implicit Strategies and Errors in an Improved Model of Early Algebra Problem Solving / K.R. Koedinger, B.A. MacLaren // Proceedings of the Nineteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society, 1997, Hillsdale, NJ: Erlbaum. – Р. 382–387.
9. VanLehn, K. Evaluation of an assessment system based on Bayesian student modeling / K. VanLehn, J. Martin // International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 1997. – Vol. 8. – Р. 179–221
10. Koedinger, K.R. Developing a Pedagogical Domain Theory of Early Algebra Problem Solving: CMU–HCII TechReport 02–100 / K.R. Koedinger, B.A. MacLaren. – 2002. – 42 р.
11. Heffernan, N.T. A Methodology for Evaluating Predictions of Transfer and an Empirical Application to Data from a Web–Based Intelligent Tutoring System: How to Improve Knowledge Tracing in Dialog Based Tutors: Technical Report / N.T. Heffernan, E.A. Croteau; Worcester Polytechnic Institute. – 16 р.
12. Козловска, А.Д. Педагогические основы оценивания и прогнозирования учебных достижений учащихся по математике с использованием тестовых материалов (на примере учреждений образования Республики Польша) : дис. ... доктора пед. наук : 13.00.02 / А.Д. Козловска; БГПУ. – Минск, 2004. – 38 c.
13. Feng, M. Informing Teachers Live about Student Learning: Reporting in the ASSISTment System / M. Feng, N.T. Heffernan // Proceedings of the 12th International Conference on Artificial Intelligence in Education, AIED 2005, July 18–22, 2005, Amsterdam, The Netherlands. – 14 p. – Р. 63.
14. Feng, M. Looking for Sources of Error in Predicting Student’s Knowledge / M. Feng, N.T. Heffernan, K.R. Koedinger // Educational Data Mining: Papers from the 2005 AAAI Workshop. – 2005. – Р. 54–61.
15. Feng, M. Predicting State Test Scores Better with Intelligent Tutoring Systems: Developing Metrics to Measure Assistance Required / M. Feng, N.T. Heffernan, K.R. Koedinger // International Conference on Intelligent Tutoring Systems, ITS 2006, Jhongli, Taiwan, June 26-30, 2006. – Jhongli, 2006. – P. 31-40.
16. Anozie, N.O. Predicting end-of-year accountability assessment scores from monthly student records in an online tutoring system / N.O. Anozie, B.W. Junker // Proceedings of the American Association for Artiﬁcial Intelligence Workshop on Educational Data Mining (AAAI–06), July 17, 2006, Boston, MA (Technical Report WS–06–05. – 6 р.
17. Feng, M. Using Mixed-Effects Modeling to Compare Different Grain-Sized Skill Models / M. Feng, N. Heffernan, M. Mani, Cristina Heffernan // Educational Data Mining: Papers from the AAAI Workshop. – 2006. – P. 57–66.
18. Ayers, E. Do Skills Combine Additively to Predict Task Di culty in Eighth-grade Mathematics? / E. Ayers, B.Junker // American Assotiation for Artificial Intelligence Workshop on Educational Datta Mining (AAAI-06), July 17, 2006, Boston. - 7 p.
19. Matsuda, N. Predicting students’ performance with simstudent that learns cognitive skills from observation / N. Matsuda, W.W. Cohen, J. Sewall, G. Lacerda, K.R. Koedinger // Frontiers in Artificial Intelligence and Applications. – 2007. – Vol. 158. – Р.467-476.
20. Pardos, Z.A. The Effect of Model Granularity on Student Performance Prediction Using Bayesian Networks / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan, B. Anderson, C.L. Heffernan // User Modeling 2007 - 11th International Conference, June 25-29, 2007, Corfu, Greece. – Corfu, 2007. – Р. 435–439.
21. Feng, M. Assessing Students’ Performance Longitudinally: Item Difficulty Parameter vs. Skill Learning Tracking / M. Feng, N.T. Heffernan // National Council of Measurement on Educational (NCME'2007), Chicago. – 10 р.
22. Razzaq, L. Developing Fine-Grained Transfer Models in the ASSISTment System / L. Razzaq, N.T. Heffernan, M. Feng, Z.A. Pardos // Journal of Technology, Instruction, Cognition, and Learning. – 2007. – Vol. 5, № 3. – P. 289–304.
23. Anozie, N.O. Investigating the utility of a conjunctive model in Q-matrix assessment using monthly student records in an online tutoring system / N.O. Anozie, B.W. Junker // Paper Prepared for the Annual Meeting of the National Council on Measurement in Education (NCME), April 10–12, 2007 March 22, Chicago, Illinois, USA. – 27 p.
24. Junker, B. W. Using on-line tutoring records to predict end-of-year exam scores: Experience with the ASSISTments project and MCAS 8th grade mathematics // Assessing and modeling cognitive development in school: Intellectual growth and standard settings. – 2006. – 34 р.
25. Feng, M. Towards Live Informing and Automatic Analyzing of Student Learning: Reporting in Assistment System / M. Feng, N.T. Heffernan // Journal of Interactive Learning Research. – 2007. – Vol. 18, № 2. – Р. 207–230.
26. Pardos, Z.A. Analyzing fine–grained skill models using Bayesian and mixed effect methods / Z.A. Pardos, M. Feng, N.T. Heffernan, C. Heffernan–Lindquist // Proceedings of the 13th International Conference on Artificial Intelligence in Education, AIED 2007, July 9–13, 2007, Los Angeles, California, USA. – Los Angeles, 2007. – Р. 50–59.
27. Hunt, M.K. Predicting High School Truancy and Academic Performance Among Students in the Appalachian South: A Diss. …Doctor of Philosophy / M.K. Hunt; The University of Tennessee, Knoxville. – 2007. – 52 р.
28. Balfanz, R. Preventing Student Disengagement and Keeping Students on the Graduation Path in Urban Middle-Grades Schools: Early Identification and Effective Interventions / R. Balfanz, L. Herzog, D.J. Mac Iver // Educational psychologist. – 2007. – Vol. 42, № 4. – Р. 223–235.
29. Baker, R.S. More Accurate Student Modeling through Contextual Estimation of Slip and Guess Probabilities in Bayesian Knowledge Tracing / R.S.  Baker, A.T. Corbett, V. Aleven // Proceedings of the Intelligent Tutoring Systems, Montreal, Canada, June 23-27, 2008. - Montreal, 2008. – Р. 406–415.
30. Espin, C. Curriculum-Based Measurement in Writing: Predicting the Success of High-School Students on State Standards Tests / C. Espin, T. Wallace, H. Campbell, E. Lembke, J. Long, R. Ticha // Exceptional Children. – 2008. – Vol. 74, № 2. – Р. 174–193.
31. Cortez, Р. Using data mining to predict secondary school student performance/ P. Cortez, A. Silva // Proceedings of the 5th Annual Future Business Technology Conference, Porto, Portugal, April, 2008. – Porto, 2008. – Р. 5–12.
32. Pardos, Z.A. Effective Skill Assessment Using Expectation Maximization in a Multi Network Temporal Bayesian Network / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan, C. Ruiz, J. Beck // Proceedings of the 9th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, ITS 2008, Montreal, Canada, June 23–27, 2008. – Р. 31–40.
33. Adeyemi, T.O. Predicting Students’ Performance in Senior Secondary Certificate Examinations from Performance in Junior Secondary Certificate Examinations in Ondo State, Nigeria / T.O. Adeyemi // Humanity & Social Sciences Journal. – 2008. – Vol. 3, № 1. – P. 26–36.
34. Ayers, E. IRT Modeling of Tutor Performance to Predict End-of-Year Exam Scores / E. Ayers, B. Junker // Educational and Psychological Measurement. – 2008. – Vol. 68, № 36. – Р. 972–987.
35. Feng, M. Can an Intelligent Tutoring System Predict Math Proficiency as Well as a Standardized Test? / M. Feng, J. Beck, N. Heffernan, K. Koedinger, // Proceedings of the 1st International Conference on Education Data Mining, Montreal, 2008. – Р. 107-116.
36. Pavlik Jr., P.I. Using a Model to Compute the Optimal Schedule of Practice / P.I. Pavlik, Jr. and John R. Anderson // Journal of Experimental Psychology: Applied Copyright 2008 by the American Psychological Association. – 2008. – Vol. 14, № 2. – Р. 101–117.
37. Pavlik Jr., P.I. Using Item-type Performance Covariance to Improve the Skill Model of an Existing Tutor/ P.I. Pavlik Jr., H. Cen, L. Wu, K.R. Koedinger// Proceedings of the 1st International Conference on Educational Data Mining, Montreal, Québec, Canada, June 20–21, 2008. – Р. 77–86.
38. Pavlik Jr., P.I., Performance Factors Analysis - A New Alternative to Knowledge Tracing / P.I. Pavlik Jr., H. Cen, K.R. Koedinger // Proceedings of the 14th International Conference on Artificial Intelligence in Education, Brighton, England, July 6-10, 2009. - Brighton, 2009. – Р. 531–538.
39. Feng, M. Addressing the assessment challenge in an Online System that tutors as it assesses. User Modeling and User-Adapted Interaction / M. Feng, N.T. Heffernan, K.R. Koedinger // The Journal of Personalization Research.– 2009. – Vol. 19, № 3. – Р. 243–266.
40. Feng, M. Using Mixed-Effects Modeling to Analyze Different Grain-Sized Skill Models in an Intelligent Tutoring System / M. Feng, N.T. Heffernan, C. Heffernan, M. Mani // IEEE Transactions on Learning Technologies. – 2009. – Vol. 2, № 2. – P. 79–92.
41. Cen, H. Generalized Learning Factors Analysis: Improving Cognitive Models with Machine Learning: A Thesis … Doctor of Philosophy / H. Cen; Carnegle–Mellon University. – 2009. – 53 р.
42. Pavlik Jr., P.I. Learning factors transfer analysis: Using learning curve analysis to automatically generate domain models / Pavlik Jr., P.I., Cen, H., Koedinger, K.R. // Proceedings of the The 2nd International Conference on Educational Data Mining, July 1–3, 2009, Cordoba, Spain. – Р. 121–130.
43. Pardos, Z.A. Using HMMs and bagged decision trees to leverage rich features of user and skill from an intelligent tutoring system dataset / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // The Journal of Machine Learning Research (JMLR). – 2010. – 16 p.
44. Nghe, N.T. Recommender System for Predicting Student Performance / N.T. Nghe, L. Drumond, A. Krohn-Grimberghe, L. Schmidt-Thieme // Procedia Computer Science. – 2010. – Vol. 1, № 2. – Р. 2811-2819.
45. Pardos, Z.A. Modeling Individualization in a Bayesian Networks Implementation of Knowledge Tracing / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // Proceedings of the 18th International Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, Big Island, HI — June 20 - 24, 2010. – Berlin, Heidelberg, 2010. – P. 255–266.
46. Pardos, Z.A. Using Fine-Grained Skill Models to Fit Student Performance with Bayesian Networks / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // Handbook of Educational Data Mining. Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC Press / C. Romero, S. Ventura, S. R. Viola, M. Pechenizkiy and R. S. J. Baker. – 2010. – 8 р.
47. Pardos, Z.A. Navigating the parameter space of Bayesian Knowledge Tracing models: Visualizations of the convergence of the Expectation Maximization algorithm / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // Proceedings of the 3rd International Conference on Educational Data Mining. Pittsburg, USA, June 11–13, 2010. – 10 р.
48. Wang, Y. Representing Student Performance with Partial Credit / Y. Wang, N.T. Heffernan, J.E. Beck // Proceedings of the 3rd International Conference on Educational Data Mining, July 6-8, 2011, Pittsburgh, PA. – 2010. – P. 335–336.
49. Shih, B. Unsupervised Discovery of Student Learning Tactics / B. Shih, K.R. Koedinger, R. Scheines // Proceedings of the The 2nd International Conference on Educational Data Mining, July 1–3, 2009, Cordoba, Spain. – Р. 201–210.
50. Feng, M. Can We Get Better Assessment from A Tutoring System Compared to Traditional Paper Testing? Can We Have Our Cake (Better Assessment) and Eat It too (Student Learning During the Test)? / M. Feng, N. Heffernan // 10th International Conference, ITS 2010, Pittsburgh, PA, USA, June 14–18, 2010, Proceedings, Part II. – Pittsburgh, 2010. – Р. 309–311.
51. Ramaswami, M. A CHAID Based Performance Prediction Model in Educational Data Mining / M. Ramaswami, R. Bhaskaran // International Journal of Computer Science Issues. – 2010. – Vol. 7, Issue 1, № 1. – Р. 10–18.
52. Bowers, A.J. Analyzing the Longitudinal K–12 Grading Histories of Entire Cohorts of Students: Grades, Data Driven Decision Making, Dropping Out and Hierarchical Cluster Analysis / A.J. Bowers // A Peer-reviewed Electronic Journal. – 2010. – Vol. 15, № 7. – 18 р.
53. Pardos, Z.A. Navigating the parameter space of Bayesian Knowledge Tracing models: Visualizations of the convergence of the Expectation Maximization algorithm / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // Proceedings of the Third International Conference on Educational Data Mining (EDM 2010), July 6–8, 2011, Pittsburgh, PA USA. – Р. 150–155.
54. Marquez-Vera, C. Predicting School Failure Using Data Mining / C. Marquez-Vera, C. Romero, S. Ventura // 4th International Conference on Educational Data Mining; Eindhoven, July 6-8, 2011. – Eindhoven, 2011. – P. 271–275.
55. Chi, M. Instructional Factors Analysis: A Cognitive Model For Multiple Instructional Interventions / M. Chi, K.R. Koedinger, G.J. Gordon, P.W. Jordan // Conference: Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining, Eindhoven, The Netherlands, July 6– 8, 2011. – Р. 61–70.
56. Horv´ath, T. Factorization Models for Forecasting Student Performance / N. Thai-Nghe, T. Horv´ath, L. Schmidt-Thieme // 4th International Conference on Educational Data Mining; Eindhoven, July 6-8, 2011. – Eindhoven, 2011. – P. 11–20.
57. Trivedi, S. Clustering Students to Generate an Ensemble to Improve Standard Test Score Predictions / S. Trivedi, Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // 15th International Conference, AIED 2011, June 28–July 2011, Auckland, New Zealand. – P. 377–384.
58. Wang, Y. Extending Knowledge Tracing to Allow Partial Credit: Using Continuous versus Binary Nodes / Y. Wang, N. Heffernan Proceedings of the Artificial Intelligence in Education – 16th International Conference, AIED 2013, Memphis, TN, USA, July 9–13, 2013. – P. 181–188.
59. Gong, Y. How to Construct More Accurate Student Models: Comparing and Optimizing Knowledge Tracing and Performance Factor Analysis / Y. Gong, J.E. Beck, N.T. Heffernan // International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 2011. –  Vol. 21, № 1. – Р. 27–46.
60. Pardos, Z.A. KT-IDEM: Introducing Item Difficulty to the Knowledge Tracing Model / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // Proceedings of the 19th international conference on User modeling, adaption, and personalization, Girona, Spain – July 11–15, 2011. – P. 243–254.
61. Pardos, Z.A. Learning What Works in its from Non-Traditional Randomized Controlled Trial Data / Z.A. Pardos, M.D. Dailey, N.T. Heffernan // International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 2011. – Vol. 21. – P. 47–63.
62. Thai-Nghe, N. Matrix and Tensor Factorization for Predicting Student Performance / N. Thai-Nghe, L. Drumond, T. Horváth, A. Nanopoulos, L.Schmidt-Thieme / Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Supported Education, Volume 1, Noordwijkerhout, Netherlands, 6–8 May, 2011. – P. 69–78.
63. Thai-Nghe, N. Multi-Relational Factorization Models for Predicting Student Performance / N. Thai-Nghe, L. Drumond, T.Horvath, L. Schmidt-Thieme // Proceedings of The 4th International Conference on Educational Data Mining, Eindhoven, the Netherlands, July 6–8, 2011. – P. 27–40.
64. Feng, M. Student modeling in an Intelligent Tutoring System / M. Feng, N. Heffernan, K. Koedinger // Intelligent Tutoring Systems in E-Learning Environments: Design, Implementation and Evaluation. – 2011. – p. 208–236.
65. Nwaigwe, A.F. The Simple Location Heuristic is Better at Predicting Students’ Changes in Error Rate OverTime Compared to the Simple Temporal Heuristic / A.F. Nwaigwe, K.R. Koedinger // Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining, Eindhoven, The Netherlands, July 6–8, 2011. – P.71–80.
66. Wang, Y. Towards Modeling Forgetting and Relearning in ITS: Preliminary Analysis of ARRS Data / Y. Wang, N.T. Heffernan // Proceedings of the Fourth International Conference on Educational Data Mining (EDM 2011), Eindhoven, The Netherlands, July 6–8, 2011. – P. 351–352.
67. Pavlik Jr., P.I. Using contextual factors analysis to explain transfer of least common multiple skills / P.I. Pavlik Jr., M. Yudelson, K.R. Koedinger // Proceedings of the 15th International Conference, AIED 2011, Auckland, New Zealand, June 28–July 2, 2011. – P. 256–263.
68. Thai-Nghe, N. Personalized Forecasting Student Performance / N. Thai-Nghe, T. Horv´ath, L. Schmidt-Thieme // Proceedings of The 11th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, ICALT2011, Athens, Georgia, USA , July 6–8, 2011. – 2011. – Р.412–414.
69. Qiu, Y. Does Time Matter? Modeling the Effect of Time in Bayesian Knowledge Tracing / Y. Qiu, Y. Qi, H. Lu, Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // Proceedings of The 3th International Conference on Educational Data Mining. – 2011. – Vol. 7, № 6. – Р. 139–148.
70. Baker, R. S.J.d. Ensembling Predictions of Student Knowledge within Intelligent Tutoring Systems / R. S.J.d. Baker, Z.A. Pardos, S.M. Gowda, B. B. Nooraei, N.T. Heffernan // International Conference on User Modeling, Adaptation, and Personalization, UMAP 2011: User Modeling, Adaption and Personalization. – Р. 13–24.
71. Nooraei, B.B. Less Is More: Improving the Speed and Prediction Power of Knowledge Tracing by Using Less Data / B.B. Nooraei, Z.A Pardos, N.T. Heffernan, R. Baker // Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining, Eindhoven, The Netherlands, July 6-8, 2011. – 9 р.
72. Feng, M. Comparison of Traditional Assessment with Dynamic Testing in a Tutoring System / M. Feng, N.T. Heffernan, Z.A. Pardos, C. Heffernan // Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining, Eindhoven, The Netherlands, July 6–8, 2011. – P. 295–300.
73. Walker, N.J. Progress Monitoring in Algebra: Exploring Rates of Growth for Middle School Math Curriculum–Based Measurement: A Diss. …Doctor of Philosophy / N.J. Walker; University of Oregon. – 2011. – 136 р.
74. Slater, S. Forecasting Future Student Mastery / S. Slater, R. Baker // International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 2011. – Vol. 21, № 1. – Р. 5–25.
75. Kieffer, M.J. The Middle Grades Student Transitions Study Navigating the Middle Grades and Preparing Students for High School Graduation: Working Brief / M.J. Kieffer, N.S. Stephenson. – 2011. – 10 р.
76. Pardos, Z.A. The sum is greater than the parts: ensembling models of student knowledge in educational software / Z.A. Pardos, S.M. Gowda, R.S. Baker, N.T. Heffernan // ACM SIGKDD explorations newsletter. – 2012. – Vol. 13, № 2. – P. 37-44.
77. Pardos, Z. The Real World Significance of Performance Prediction / Z. Pardos, Q. Wang // Educational Data Mining: Proceedings of the 5th International Conference, Chania, Greece, June 19–21, 2012. – Chania, 2012. – P. 192–195.
78. Pardos, Z.A. Clustered Knowledge Tracing / Z.A. Pardos, S. Trivedi, N.T. Heffernan, G.N. Sárközy // Proceedings 11th International Conference, ITS 2012, Chania, Crete, Greece, June 14–18, 2012. – 2012. – P. 405–410.
79. Gobert, J. Leveraging Educational Data Mining for Real-time Performance Assessment of Scientific Inquiry Skills within Microworlds / J. Gobert, M.S. Pedro, R. Baker, E. Toto, O. Montalvo // Journal of Educational Data Mining. – 2012. – Vol. 4, № 1. – Р. 111–143.
80. Thai-Nghe, N. Factorization Techniques for Predicting Student Performance / N. Thai-Nghe, L. Drumond, T. Horv´ath, A. Krohn-Grimberghe, A. Nanopoulos, L. Schmidt-Thieme // Educational recommender systems and technologies: Practices and challenges. – 2012. – 129–153.
81. Gowda, S.M. Content learning analysis using the moment-bymoment learning detector / S.M. Gowda, Z.A. Pardos, R. S.J.D. Baker // Proceedings of the 11th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, 14-18 June 2012, Crete, Greece. – Р. 434–443.
82. Wang, Y. Leveraging First Response Time into the Knowledge Tracing Model / Y. Wang, N.T. Heffernan // International Educational Data Mining Society, Paper presented at the International Conference on Educational Data Mining (EDM), 5th, Chania, Greece, Jun 19–21, 2012. – 4 р.
83. Thai-Nghe, N. Using Factorization Machines for Student Modeling / N. Thai-Nghe, L. Drumondy, T. Horvath, Lars Schmidt-Thiemey // Conference UMAP Workshops. – 2012. – 7 р.
84. Pardos, Z.A. Tutor Modeling vs. Student Modeling / Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // Proceedings of the Twenty-Fifth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. – 2012. – 7 р.
85. Kamalludeen, R.M. Curriculum Track and Its Influences On Predicting High School Dropout Likelihood: A Diss. …Doctor of Philosophy / R.M. Kamalludeen; Virginia Polytechnic Institute and State University. – Virginia, 2012. – 190 р.
86. Song, F. Predicting Long Term Student Retention using Expanded PFA and Clustering / F. Song, S. Trivedi, Y. Wang, G.N. S´ark¨ozy, N.T. Heffernan; Worcester Polytechnic Institute. – 7 р.
87. Koedinger, K.R. Automated Student Model Improvement / K.R. Koedinger, E.A. McLaughlin, J.C. Stamper // International Educational Data Mining Society. – 2012. – Vol. 6. – 8 р.
88. Rau, M.A. Searching for Variables and Models to Investigate Mediators of Learning from Multiple Representations / M.A. Rau, R. Scheines // Proceedings of the 5th International Conference on Educational Data Mining, Chania, Greece, June 19–21, 2012. – Chania, 2012. – P. 110–117.
89. Wang, Y. The Student Skill Model / Y. Wang, N.T. Heffernan // International Conference on Intelligent Tutoring Systems, ITS 2012, 14–18 June 2012, Chania, Crete, Greece. – 2012. – Р. 399–404.
90. Wang, Y. Using Student Modeling to Estimate Student Knowledge Retention / Y. Wang, J.E. Beck // Proceedings of the 5th International Conference on Educational Data Mining, Chania, Greece, June 19–21, 2012. – Chania, 2012. – P. 200–203.
91. McDowell, L.D. Using Middle School Test Scores to Predict Success in Ninth Grade Biology/ L.D. McDowell // SUMMER. – 2013. – Vol. 22, № 1. – Р. 33–36.
92. Allen, J. Observations of Effective Teacher–Student Interactions in Secondary School Classrooms: Predicting Student Achievement With the Classroom Assessment Scoring System—Secondary / J. Allen, A. Gregory, A. Mikami, J. Lun, B. Hamre, R. Pianta // School psychology review. – 2013. – Vol. 42, № 1. – Р. 76–98.
93. Pardos, Z. Affective States and State Tests: Investigating How Affect Throughout the School Year Predicts End of Year Learning Outcomes / Z. Pardos, R. Baker, M. Pedro, S. Gowda, S. Gowda // Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Leuven, Belgium, April 08–13, 2013. – Belgium, 2013. – Р.117–124.
94. Márquez-Vera, C. Predicting student failure at school using genetic programming and different data mining approaches with high dimensional and imbalanced data / C. Márquez-Vera, A. Cano, C. Romero, S. Ventura // Appl Intell. – 2013. – Vol. 38. – P. 315–330.
95. Song, F. Applying Clustering to the Problem of Predicting Retention within an ITS: Comparing Regularity Clustering with Traditional Methods / F. Song, S. Trivedi, Y.Wang, G.N. S´ark¨ozy, N.T. Heffernan // Proceedings of the Twenty-Sixth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. – Р. 527–532.
96. Xiong, X. Class distinctions: Leveraging class-level features to predict student retention performance / X. Xiong, J.E. Beck, S. Li // Proceedings Artificial Intelligence in Education - 16th International Conference, AIED 2013, Memphis, TN, USA, July 9–13, 2013; Lecture Notes in Computer Science. – 2013. – Vol. 7926. – P. 820–823.
97. Pedro, M.S. Incorporating scaffolding and tutor context into bayesian knowledge tracing to predict inquiry skill acquisition / M.S. Pedro, R. Baker, J. Gobert // Proceedings of the 6th International Conference on Educational Data Mining, Memphis, Tennessee, USA, July 6–9, 2013. – P. 185–192.
98. Beck, J.E. Limits to Accuracy: How Well Can We Do at Student Modeling? / J.E. Beck //Proceedings of the 6th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2013), July 6–July 9, Memphis, Tennessee, USA. – P. 4–11.
99. Koedinger, K.R. New potentials for data-driven intelligent tutoring system development and optimization / K.R. Koedinger, E. Brunskill, R.S.J.D. Baker, E.A. McLaughlin, J. Stamper // AI Magazine. – 2013. – Vol. 34, № 3. – 27–41.
100. Ritter, S. Predicting Standardized Test Scores from Cognitive Tutor Interactions / S. Ritter, A. Joshi, S.E. Fancsali, T. Nixon // Proceedings of the 6th International Conference on Educational Data Mining, July 6–9, 2013, Memphis, TN. – P. 169–176.
101. Cetintas, S. Probabilistic latent class models for predicting student performance / S. Cetintas, L. Si, Y.P. Xin, R. Tzur // Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management San Francisco, CA, USA–October 27–November 01, 2013. – P. 1513–1516.
102. Van de Sande, B. Properties of the Bayesian Knowledge Tracing Model / B. van de Sande // Journal of Educational Data Mining. – 2013. – Vol. 5, № 2. – P. 1–10.
103. Kelly, K. Using ITS Generated Data to Predict Standardized Test Scores / K. Kelly, I. Arroyo, N. Heffernan // Proceedings of the 6th International Conference on Educational Data Mining (EDM2013). Memphis, TN. – 2013. – P. 322–323.
104. Marquez-Vera, C. Predicting School Failure and Dropout by Using Data Mining Techniques / C. Marquez-Vera, C. Romero, S. Ventura // Revista Iberoamericana de Tecnologias del Aprendizaje – 2013. – Vol. 8, №1. – P. 7–14.
105. Hawkins, W. Extending the Assistance Model: Analyzing the Use of Assistance over Time / W. Hawkins, N. Heffernan, Y. Wang, R. S.J.d. Baker // Proceedings of The 6th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2013), July 6–9, 2013, Memphis, TN USA. – Memphis, 2013. – Р. 59–66.
106. Long, R. Investigating the Predictive Validity of A Domain-Specific Versus Global Measure of Life Satisfaction In the Context of School: A Diss. …Doctor of Philosophy / R. Long; University of South Carolina. – 2013. – 83 р.
107. Li, S. Modeling Student Retention in an Environment with Delayed Testing: A Diss. … Master of Science in Computer Science/ S. Li; Worcester Polytechnic Institute. – 2013. – 46 р.
108. Xiong, X. Will You Get It Right Next Week: Predict Delayed Performance in Enhanced ITS Mastery Cycle / X. Xiong, S. Li, J.E. Beck // Proceedings of the Twenty-Sixth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, St. Pete Beach, Florida. May 22–24, 2013. – Р. 533–537.
109. Bitter, G. Predicting Student Performance in Statewide High-Stakes Tests for Middle School Mathematics Using the Results from Third Party Testing Instruments / R. Meylani, G. Bitter, R. Castaneda // Journal of Education and Learning. 2014. – Vol. 3, № 3 – Р. 135–143.
110. Golino, H.F. Predicting Academic Achievement of High-School Students Using Machine Learning / H.F. Golino, C.M.A. Gomes, D. Andrade // Psychology, 2014. – Vol. 5. – P. 2046–2057.
111. Khajah, M.M. Integrating Latent-Factor and Knowledge-Tracing Models to Predict Individual Differences in Learning / M.M. Khajah, R.M. Wing, R.V. Lindsey, M.C. Mozer // Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, EDM 2014, London, UK, July 4–7, 2014. – London, 2014. – Р. 99-106.
112. Osmanbegović, E. Determining Dominant Factor For Students Perfomance Prediction by Using Data Mining Classification Algorithms / E. Osmanbegović, M. Suljić, H. Agić // Tranzicija. – 2014. – Vol. 16, № 34. – P. 147–158.
113. Xiong, X. Improving Retention Performance Prediction with Prerequisite Skill Features / X. Xiong, S. Adjei, N.T. Heffernan // Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, EDM 2014, London, UK, July 4–7, 2014. – P. 375–376.
114. Liu, R. Interpreting Model Discovery and Testing Generalization to a New Dataset / R. Liu, K.R. Koedinger, E.A. McLaughlin // Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, EDM 2014, London, UK, July 4–7. – 2014. – P. 107–113.
115. Gomes, C. M.A. Predicting School Achievement Rather than Intelligence: Does Metacognition Matter? / C.M.A. Gomes, H.F. Golino, I.G. Menezes // Psychology. – 2014. – Vol. 5. – P. 1095–1110.
116. Nedungadi, P. Predicting Students’ Performance on Intelligent Tutoring System - Personalized Clustered BKT (PC-BKT) Model / P. Nedungadi, M.S.Remya // Proceedings of the 44th Frontiers in Education Conference (FIE), 2014 (IN PRESS), IEEE, Madrid, Spain, 22–25 October 2014. – P. 13–19.
117. Zhu, L. The Sequence of Action Model: Leveraging the Sequence of Attempts and Hints / L. Zhu, Y. Wang, N.T. Heffernan // Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, EDM 2014, London, UK, July 4–7, 2014. – London, 2014. – 3 р.
118. Lan, A.S. Time-varying Learning and Content Analytics via Sparse Factor Analysis / A.S. Lan, Richard G. Baraniuk // Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. – 2014. – Р. 452–461.
119. Schultz, S.E. Tracing Knowledge and Engagement in Parallel in an Intelligent Tutoring System / S.E. Schultz, I. Arroyo // Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, EDM 2014, London, UK, July 4–7, 2014. – 4 р.
120. Khajah, M.M. Integrating knowledge tracing and item response theory: A tale of two frameworks / M.M. Khajah, Y. Huang, M.C. Mozer, P. Brusilovsky // Proceedings of the 22nd International Conference User Modeling, Adaptation, and Personalization (UMAP 2014), Aalborg, Denmark, July 11th, 2014. – Aalborg, 2014. – Р. 7–15.
121. Hawkins, W.J. Learning Bayesian Knowledge Tracing Parameters with a Knowledge Heuristic and Empirical Probabilities / W.J. Hawkins, N.T. Heffernan, R.S.J.D. Baker // Proceedings of the International Conference on Intelligent Tutoring Systems, ITS 2014, 5–9 June, Honolulu, HI, USA. – Р. 150–155.
122. Bazaldua, D.A Comparing Expert and Metric–Based Assessments of Association Rule Interestingness / D.A. L. Bazaldua, R.S. Baker, M.O. Z. San Pedro // Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, EDM 2014, London, UK, July 4–7. – 9 р.
123. Lindsey, R.V. Improving Students’ Long-Term Knowledge Retention Through Personalized Review / R.V. Lindsey, J.D. Shroyer, H. Pashler, M.C. Mozer // Psychological Science. – 2014. – Vol. 25, № 3. – Р. 639–647.
124. Osmanbegović, E. Prediction of students' success by applying data mining algorithams / E. Osmanbegović, H Agic, M Suljić // Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2014. – Vol. 61, № 2. – Р. 378–388.
125. Galyardt, A. Recent–Performance Factors Analysis / A. Galyardt, I. Goldin // Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, EDM 2014, London, UK, July 4–7, 2014. – London, 2014. – Р. 411–412.
126. Balfanz, R. Sent Home and Put Off-Track: The Antecedents, Disproportionalities, and Consequences of Being Suspended in the Ninth Grade / R. Balfanz, V. Byrnes, J. Fox // Journal of Applied Research on Children: Informing Policy for Children at Risk. – 2014. – Vol. 5, Iss. 2, Article 13. – 19 p.
127. Hall, M.T. An Examination into the Validity of Secondary School Entrance Scores in Predicting the Academic Success of Secondary Aged Students / M.T. Hall // Current Issues in Education. – 2015. – Vol. 18, № 1. – 10 р.
128. Aguiar, E. A Who, when, and why: a machine learning approach to prioritizing students at risk of not graduating high school on time / E. Aguiar, H. Lakkaraju, N. Bhanpuri, D. Miller, B. Yuhas, K. Addison // Learning Analytics and Knowledge: Proceedings of the Fifth International Conference, New York, March 16–20, 2015. – New York, 2015. – Р. 93–102.
129. Wu, R. Cognitive Modelling for Predicting Examinee Performance / R. Wu, Q. Liu, Y. Liu, E. Chen, Y. Su, Z. Chen, G. Hu // Proceedings of the 24th International Conference on Artificial Intelligence. – 2015. – P. 1017–1024.
130. Huang, Y. A Framework for Multifaceted Evaluation of Student Models / Y. Huang, J.P. González-Brenes, R. Kumar, P. Brusilovsky // Proceedings 8th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2015), June 26–29, 2015, Madrid, Spain. – Р. 203–210.
131. Inwegen, E.V. An Analysis of the Impact of Action Order on Future Performance: the Fine-Grain Action Model / E.V. Inwegen, S. Adjei, Y. Wang, N. Heffernan // Proceedings of the Fifth International Conference on Learning Analytics And Knowledge, New York – March 16–20, 2015. – Р. 320–324.
132. Castro, F.E. Building Models to Predict Hint-or-Attempt Actions of Students / F.E. Castro, S.A. Colombo, N. Heffernan // Proceedings 8th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2015), June 26–29, 2015, Madrid, Spain. – Р. 476–479.
133. Piech, C. Deep Knowledge Tracing / C. Piech, J. Bassen, J. Huang, S. Ganguli , M. Sahami, L. Guibas , J. Sohl-Dickstein // Advances in Neural Information Processing Systems 28, NIPS 2015. – P. 505–513.
134. Tang, S. Desirable Difficulty and Other Predictors of Effective Item Orderings / S.Tang, H. Gogel, E. McBride, Z.A. Pardos // Proceedings of the 8th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2015), June 26–29, 2015, Madrid, Spain. – P. 416–419.
135. Khan, B. Final Grade Prediction of Secondary School Student Using Decision Tree / B. Khan, M. Sikander, H. Khiyal, M.D. Khattak // International Journal of Computer Applications. – 2015. – Vol. 115, № 21. – Р. 32-36.
136. Ostrow, K. Improving Student Modeling Through Partial Credit and Problem Difficulty / K. Ostrow, C. Donnelly, S. Adjei, N. Heffernan / Improving Student Modeling Through Partial Credit and Problem Difficulty Published by // Proceedings of the Second (2015) ACM Conference on Learning, Scale Vancouver, BC, Canada – March 14–18, 2015. – P. 11-20.
137. Klingler, S. On the Performance Characteristics of Latent-Factor and Knowledge Tracing Models / S. Klingler, T. Käser, B. Solenthaler, M. Gross // Proceedings of the 8th International Conference on Educational Data Mining (EDM), Madrid, Spain, June 26–29, 2015. – P. 37–44.
138. Ostrow, K.S. Optimizing Partial Credit Algorithms to Predict Student Performance / K.S. Ostrow, C.Donnelly, N.T. Heffernan // Proceedings of the 8th International Conference on Educational Data Mining (EDM), Madrid, Spain, June 26–29, 2015. – P. 404–407
139. Song, Y. PSFK: A Student Performance Prediction Scheme for First-Encounter Knowledge in ITS / Y. Song, Y.Jin, X. Zheng, H. Han, Y. Zhong, X. Zhao // Proceedings of the Knowledge Science, Engineering and Management: 8th International Conference, KSEM 2015, Chongqing, China, October 28–30, 2015. – P. 639–650.
140. Botelho, A. The Prediction of Student First Response Using Prerequisite Skills / A. Botelho, H. Wan, N.Heffernan // Proceedings of the 2015 ACM on Conference on Online Social Networks, Palo Alto, California, USA, November 02–03, 2015. – P. 39–45.
141. Hwang, C.S. Unified clustering locality preserving matrix factorization for student performance prediction / C.S. Hwang, Y.C. Su // IAENG International Journal of Computer Science. – 2015. – Vol. 42, № 3. – Р. 245–253.
142. Attar, S.F. Precognition of Students Academic Failure Using Data Mining Techniques / S.F. Attar // International Journal of Engineering Research and General Science. – 2015. – Vol. 3, № 3. – P. 507–513.
143. Pavlik Jr, P.I. A Measurement Model of Microgenetic Transfer for Improving Instructional Outcomes / P.I. Pavlik Jr, M. Yudelson, K.R. Koedinger // International Artificial Intelligence in Education Society. – 2015. – Vol. 25. – Р. 346–379.
144. Ekanadham, C. T–SKIRT: Online Estimation of Student Proficiency in an Adaptive Learning System / C. Ekanadham, Yan Karklin // Machine Learning for Education Workshop at ICML. – 2015. – 6 р.
145. Wan, H. Considering the influence of prerequisite performance on wheel spinning / H. Wan, J.B. Beck // Proceedings of Тhe International Educational Data Mining Society, 2015. – 7 р.
146. Nedungadi, P. Incorporating forgetting in the Personalized, Clustered, Bayesian Knowledge Tracing (PC-BKT) model / P. Nedungadi, M S Remya // Proceedings of the International Conference on Cognitive Computing and Information Processing (CCIP), 3–4 March 2015, Noida, India. – Р. 1–5.
147. Aguiar, E. Identifying Student at Risk and Beyond a Machine Learning Approach: A Diss. …Doctor of Philosophy / E. Aguiar; University of Notre Dame. – 2015. – 126 р.
148. Knowles, J.E. Of Needles and Haystacks: Building an Accurate Statewide Dropout Early Warning System in Wisconsin / J.E. Knowles // JEDM, Journal of Educational Data Mining. – 2015. – 50 р.
149. Stapel, M. An Ensemble Method to Predict Student Performance in an Online Math Learning Environment / M. Stapel, Z. Zheng, N. Pinkwart // Educational Data Mining: Proceedings of the 9th International Conference, Raleigh, North Carolina, June 29-July 2, 2016. – Raleigh, 2016. – Р. 231–238.
150. Wilson, K.H. Back to the basics: Bayesian extensions of IRT outperform neural networks for proficiency estimation / K.H. Wilson, Y.Karklin, B. Han, C.Ekanadham // Proceedings of the EDM 2016 Workshops and Tutorials co-located with the 9th International Conference on Educational Data Mining, June 29–July 2, 2016, Raleigh, North Carolina, USA. – Р. 539–544.
151. Roschelle. J. Predicting Students’ Standardized Test Scores Using Online Homework / J. Roschelle // Proceedings of Тhe International Conference L@S 2016 Work in Progress April 25–26, 2016, Edinburgh, UK. – Edinburgh, 2016. – Р. 213–216.
152. Adjei, S.A. Predicting student performance on post-requisite skills using prerequisite skill data: An alternative method for refining prerequisite skill structures / S.A. Adjei, A.F. Botelho, N.T. Heffernan //  Proceedings of the 6th International Conference on Learning Analytics and Knowledge Edinburgh, United Kingdom – April 25–29, 2016. – 2016. – P. 469–473.
153. Lee, Y. Predicting Students’ Problem Solving Performance using Support Vector Machine / Y. Lee // Journal of Data Science. – 2016. – Vol. 14. – P. 231–244.
154. Oeda, S. Student Modeling Method Integrating Knowledge Tracing and IRT with Decay Effect / S. Oeda, K. Asai // Proceedings of the Second International Workshop on Educational Knowledge Management (EKM 2016) Bologna, Italy, November 19–23, 2016. – P.
155. Wang, Y. Student Modeling From Different Aspects: A Thesis … Master of Science in Computer Science / Y. Wang; Worcester Polytechnic Institute. – 2016. – 62 р.
156. Qiu, Y. Towards Data Driven Model Improvement / Y. Qiu, Z.A. Pardos, N.T. Heffernan // Proceedings of the Twenty-Fifth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, Key Largo, Florida. May 16–18, 2016. Published by The AAAI Press, Palo Alto, California. – P. 462-465.
157. Wang, Y. The Opportunity Count Model: A Flexible Approach to Modeling Student Performance / Y. Wang, S. Adjei, K. Ostrow, N.T. Heffernan // L@S 2016 · Work in Progress April 25–26, 2016, Edinburgh, UK. – P. 113-116.
158. Wang, Q.Y. Tabling Method – A simple and practical complement to Knowledge Tracing / Q.Y. Wang, Z.A. Pardos, N.T. Heffernan. – 2016. – 7 р.
159. MacLellan, C.J. The Apprentice Learner Architecture: Closing the loop between learning theory and educational data / C.J. MacLellan, E. Harpstead, R. Patel // Proceedings of The International Educational Data Mining Society, Paper presented at the International Conference on Educational Data Mining (EDM) (9th, Raleigh, NC, Jun 29-Jul 2, 2016). – Р. 151–158.
160. Liu, R. Modeling Common Misconceptions in Learning Process Data / R. Liu, R. Patel, K.R. Koedinger // Proceeding LAK '16 Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge, Edinburgh, United Kingdom — April 25–29, 2016. – P. 369–377.
161. Koedinger, K.R. Closing the Loop with Quantitative Cognitive Task Analysis / K.R. Koedinger, Elizabeth A. McLaughlin // Proceedings of the 9th International Conference on Educational Data Mining, EDM16, June 29–July 2, 2016, North Carolina, USA. – 2016. – Р. 412–417.
162. Boyd, B.A. Early–Warning Indicators of High School Dropout: A Diss. … Doctor of Philosophy / B.A. Boyd; Ohio State University. – 2016. – 114 р.
163. Wilson, K.H. Estimating student proficiency: Deep learning is not the panacea / K.H. Wilson, X. Xiong, M. Khajah, R.V. Lindsey, S. Zhao, Y. Karklin, E.G. Van Inwegen, B. Han, C. Ekanadham, J.E Beck, N. Heffernan, M.C Mozer // Proceedings of The 30th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2016), December 5–10 2016, Barcelona, Spain. – 2016. – 8 р.
164. Eagle, M. Predicting Individual Differences for Learner Modeling in Intelligent Tutors from Previous Learner Activities / M. Eagle, A. Corbett, J. Stamper, B.M. McLaren, R. Baker, A. Wagner, B. MacLaren, A. Mitchel // Proceedings of the 24th Conference on User Modeling, Adaptation, and Personalization. – 2016. – Р. 55–63.
165. Fyfe, E.R. Providing feedback on computer-based algebra homework in middle school classrooms / E.R. Fyfe // Computers in Human Behavior. – 2016. – Vol. 63. – Р. 568–574.
166. Oeda, S. Student Modeling Method Integrating Knowledge Tracing and IRT with Decay Effect / S. Oeda, K. Asai // Second International Workshop on Educational Knowledge Management (EKM 2016), Bologna, 20 November 2016. – Р. 12:15–12:55.
167. Xiong, X. Going Deeper with Deep Knowledge Tracing / X. Xiong, S. Zhao, E.G. Van Inwegen, J.E. Beck // Proceedings of the 9th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2016), June 29–July 2, 2016, Raleigh, NC USA. – Raleigh, 2016. – Р. 545–550.
168. Khajah, M. How Deep is Knowledge Tracing? / M. Khajah, R.V. Lindsey, M.C. Mozer // Educational Data Mining: Proceedings of the 9th International Conference, Raleigh, North Carolina, June 29–July 2, 2016. – Raleigh, 2016. – 8 р.
169. Adjei, S. Clustering Students in ASSISTments: Exploring Systemand School-Level Traits to Advance Personalization / S. Adjei, K. Ostrow, E. Erickson, N. Heffernan // Proceedings of the 10th International Conference on Educational Data Mining, June 25-28, 2017, Wuhan, China. 2017. – P. 340–341
170. Xu, K. Improve the Prediction of Student Performance with Hint's Assistance Based on an Efficient Non-Negative Factorization / K. Xu, R. Liu, Y. Sun, K. Zou // IEICE Transactions on Information and Systems. – 2017. – P. 768–775.
171. Liu, R. Towards reliable and valid measurement of individualized student parameters / R. Liu, K.R. Koedinger // Proceedings of the Tenth International Conference on Educational Data Mining (EDM 2017), Wuhan, China, June 25–28, 2017. – P. 135–14.
172. Abid, A. Selecting Relevant Educational Attributes for Predicting Students’ Academic Performance / A. Abid, I. Kallel, I.J. Blanco, M. Benayed // Proceedings of the 17th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA 2017), Delhi, India, December 14–16, 2017. – Р. 650–660.
173. Pardos, Z.A. Imputing KCs with Representations of Problem Content and Context / Z.A Pardos // Proceedings of the Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, At Bratislava, Slovakia, July 2017.
174. Woods, B. Formative Essay Feedback Using Predictive Scoring Models / B. Woods, D. Adamson, S. Miel, E. Mayfield / Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Halifax, NS, Canada — August 13 - 17, 2017. - Р. 2071-2080.
175. Pojon, M. Using Machine Learning to Predict Student Performance: A Diss. … Master of Science in Computer Science/ M. Pojon; University of Tampere. – 2017. – 35 р.
176. Xiong, X. Theory and Practice: Improving Retention Performance through Student Modeling and System Building: A Diss. … Doctor of Philosophy / X. Xiong; Worcester Polytechnic Institute (WPI). – 2017. – 110 р.
177. Alexandro, D. Aiming for Success: Evaluating Statistical and Machine Learning Methods to Predict High School Student Performance and Improve Early Warning Systems: A Diss. …Doctor of Philosophy / D. Alexandro; University of Connecticut. – 2018. – 229 р.
178. Abdi, S. Predicting Student Performance: The Case of Combining Knowledge Tracing and Collaborative Filtering / S. Abdi, H. Khosravi, S. Sadiq // Proceedings of the 11th International Conference on Educational Data Mining. International Conference on Educational Data Mining, Buffalo, NY, United States, 15–18 July 2018. – P. 545–549.
179. Hirokawa, S. Key Attribute for Predicting Student Academic Performance / S. Hirokawa // Proceeding ICETC '18 Proceedings of the 10th International Conference on Education Technology and Computers, Tokyo, Japan – October 26–28, 2018. – 2018. – Р. 308–313.
180. Ahmad, S. A Multilayer Prediction Approach for the Student Cognitive Skills Measurement / S. Ahmad, K. Li, A. Amin, M.S. Anwar, W. Kha // IEEE Access. – 2018. – Vol. 6. – Р. 57470–57484.
181. Pardos, Z.A. dAFM: Fusing Psychometric and Connectionist Modeling for Q-matrix Refinement / Z.A. Pardos, A. Dadu // Journal of Educational Data Mining. – 2018. – Vol. 10, № 2. – 27 р.
182. Koedinger, K.R. Using a Hierarchical Model to Get the Best of Both Worlds: Good Prediction and Good Explanation / K.R. Koedinger, L. Sun, E.A. McLaughlin // International Conference on Educational Data Mining 2018
183. Pagán, J.E. Behavioral, Affective, and Cognitive Engagement of High School Music Students: Relation to Academic Achievement and Ensemble Performance Ratings: A Diss. …Doctor of Philosophy / J.E. Pagán; University of South Florida. – 2018. – 69 р.
184. Montero, S. Does Deep Knowledge Tracing Model Interactions Among Skills? / S. Montero, A. Arora, S. Kelly, B. Milne, M. Mozer // Proceedings of The 11th International Conference on Educational Data Mining – EDM 2018, July 15, 2018 – July18, 2018, New York. – New York: University at Buffalo, 2018. – Р. 462–466.
185. Chaudhry, R. Modeling Hint–Taking Behavior and Knowledge State of Students with Multi-Task Learning / R. Chaudhry, H. Singh, P. Dogga, S.K. Saini // Proceedings of the Eleventh International Conference on Educational Data Mining (EDM 2018), July 15–18, 2018, Buffalo, NY USA. – Buffalo, 2018. – 11 р.
186. Ha, H. Memory–Augmented Neural Networks for Knowledge Tracing from the Perspective of Learning and Forgetting / H. Ha, U. Hwang, Y. Hong, S. Yoon // arXiv:1805.10768v2 [cs.AI]. – 2018. – 9 р.
187. Chaplot, D.S. Learning Cognitive Models using Neural Networks / D.S. Chaplot, C. MacLellan, R. Salakhutdinov, K. Koedinger // Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Education AIED 2018: Artificial Intelligence in Education. – 2018. – Р. 43– 56.
188. Coleman, С. A Better Cold-Start for Early Prediction of Student At-Risk Status in New School Districts / C. Coleman, R.S Baker, S. Stephenson // Proceedings of the 12th International Conference on Educational Data Mining 2019, July 2–5, 2019, Montréal, Canada. – Montréal, 2019. – Р.732–737.
189. Sansone, D. Beyond Early Warning Indicators: High School Dropout and Machine Learning / D. Sansone // Oxford Bulletin of Economics and Statistics. – 2019. – Vol. 81, № 2. – Р. 456–485.
190. Walkington, C. The effect of language modification of mathematics story problems on problem-solving in ASSISTments / C. Walkington, V. Clinton, A. Sparks // Instructional Science (INSTR SCI). – 2019. – 33 р.
191. Richey, J.E. More Confusion and Frustration, Better Learning: The Impact of Erroneous Examples / J.E. Richey, J. Migue, L. Andres-Bray, M. Mogessie, Richard Scruggs, J. M.A.L. Andres, J.R. Star, R. S. Baker, B.M. McLaren // Computers & Education. – 2019. – Vol. 139, № 1. – Р. 173–190.