

УДК 65.016.8

doi: 10.26456/2219-1453/2021.3.179–188

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ДАННЫХ

Е.В. Ширинкина

БУ ВО «Сургутский государственный университет», г. Сургут

Актуальность исследования обусловлена тем, что по теме в контексте интеллектуального анализа образовательных данных в настоящее время не существует конкретики относительно вопросов их использования, метрической подборки данных для построения прогнозов. Цель исследования состоит в проведении интеллектуального анализа образовательных данных в контексте отличия учебной аналитики от педагогической диагностики и других способов сбора данных. В этой связи автором рассмотрены виды учебной аналитики. Научная новизна исследования заключается в построении модели по отдельным образовательным решениям при условии качественно собранных данных. Практическая значимость исследования заключается в том, что предложенное может привести к изменению редакционной образовательной политики, языка, на котором происходит общение с обучающимися, что является уже стратегической задачей обучения.

Ключевые слова: образовательное решение, учебная аналитика, интеллектуальный анализ, образовательные данные, эффективность.

Введение

Актуальность исследования обусловлена необходимостью практического внедрения учебной аналитики в образовательные процессы. Автором проводится анализ данных категорий, приводится коренное отличие учебной аналитики от педагогической диагностики и других способов сбора данных. Аналитический обзор исследований образовательной аналитики [1–4; 10] показал, что впервые в 1995 г. проведено исследование Корбетта и Андерсона Байесовского мониторинга знаний, по настоящее время являющегося значимым в качестве ключевого раннего алгоритма образовательной аналитики. В 2000 г. создается первый, связанный с EDM, воркшоп. В 2001 г. проведено теоретическое исследование Дины Заиан (Dina Zayan) о методах EDM. В 2005 г. проходит первый воркшоп¹, где использовался термин «анализ образовательных данных» (educational data mining). В 2006 г. опубликована первая книга об EDM: «Извлечение данных в электронном обучении» Ромеро и Вентуры (Data mining in e-learning, Romero & Ventura). В 2008 г. проходит первая международная конференция,

¹ В переводе с английского воркшоп означает "цех" или "мастерская". Это коллективный метод обучения, подразумевающий активное участие каждого обучающегося. В настоящее время отсутствуют методики их проведения.

посвященная анализу образовательных данных (EDM). В 2009 г. осуществлен первый выпуск Journal of EDM – до настоящего времени он пользуется высоким уровнем цитирования 189 раз (15,75 цитаты на статью ежегодно). В 2010 г. был опубликован первый справочник по анализу образовательных данных (educational data mining, EDM) авторами Ромеро, Вентурой, Печенизким и Бейкером (Romero, Ventura, Pechenizkiy, & Baker). В 2011 г. состоялась первая конференция «Анализ обучения и знаний». Основан «Международный симпозиум электронных устройств и материалов» (IEDMS). В 2012 г. компанией SoLAR основано сообщество исследователей учебной аналитики. В 2013 г. создан первый летний институт анализа обучения. К 2017 году анализ и извлечение данных признаны необходимыми для полноценного образовательного исследования, и прогнозируется, что к 2022 г. они станут обязательными.

«Автономные и интеллектуальные системы» – это корректное научно-техническое название большинства «умных» систем, для описания которых мы часто применяем словосочетание «искусственный интеллект». Для того чтобы разрешить возможные этические дилеммы еще на этапе запуска продукта, существующие рекомендации фокусируют заказчиков и разработчиков на этической валидации – специальной фазе тестирования системы на возможные варианты ее поведения в критических ситуациях. Казалось бы, путь автономного принятия решения машиной заложен человеком, поэтому предсказать ее поведение будет нетрудно, но это не так. Нетривиальность задачи состоит в том, что «умные» системы невероятно сложны, и мы зачастую не можем детально проследить связи и сопоставить колоссальный объем входных данных с решением на выходе.

Вопросы этики самих систем и этики их применения концептуально разделены, хотя тесно связаны друг с другом. Несмотря на то, что требования этических стандартов будут предписывать техническую необходимость валидации продукта, действия по использованию и защите полученных данных остаются в круге ответственности разработчиков и, что важнее, заказчиков продукта, а именно компаний и руководителей.

Таким образом, тема этики машин находится на стыке формальных алгоритмов и фундаментальных категорий гуманизма, нравственности и морали, являющихся предметом исследования философии, культурологии и других гуманитарных дисциплин на протяжении многих веков. Междисциплинарный характер дискуссии привел к необходимости коллаборации специалистов самых разных областей.

Интеллектуальный анализ образовательных данных использует аналитику для улучшения контента, для того чтобы достичь цели обучения. Единой математической модели оценки влияния обучения на эффективность образовательных результатов нет, потому что каждое образовательное решение имеет свои цели и свое влияние на развитие компетенций и так далее.

Одной из задач исследования является построение модели по отдельным образовательным решениям при условии качественно собранных данных, поэтому в исследовании рассмотрены виды учебной аналитики.

Практическая значимость исследования заключается в том, что все это может привести к изменению редакционной образовательной политики, языка,

на котором происходит общение с обучающимися, что является уже стратегической задачей обучения.

Методология исследования

Эмпирической базой исследования являются аналитические исследования Gartner Says Advanced Analytics Is a Top Business, IBM SPSS Modeler CRISP-DM Guide Priorit, Майер-Шенбергер В., Кукьер К., а также исследования М: Манн, Иванова и Фербера.

Понятие аналитика обучения, или учебная аналитика (learning analytics) включает измерение, сбор, анализ и представление данных об обучающихся и образовательной среде, в которой оно происходит, с целью понимания и оптимизации обучения и условий. Тогда как интеллектуальный анализ образовательных данных (educational data mining) представляет собой процесс нахождения закономерностей в больших наборах данных, включающий методы, находящиеся на пересечении искусственного интеллекта, машинного обучения, статистики и систем баз данных (рис 1).



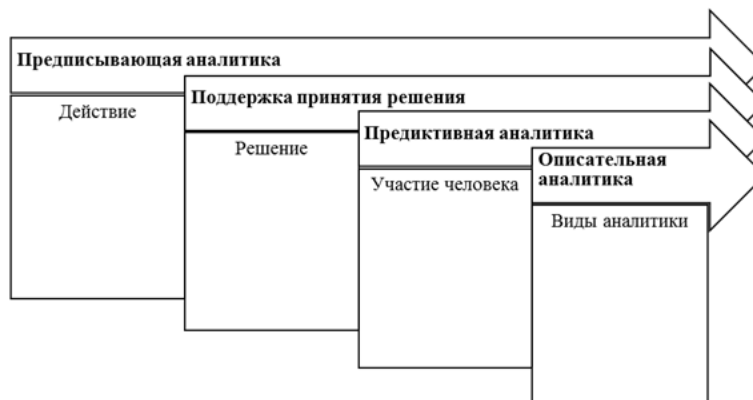
Р и с . 1. Декомпозиция места интеллектуального анализа образовательных данных в общем процессе учебной аналитики

Источник: составлено автором на основе [5, 14, 19].

Своевременный и достаточный интеллектуальный анализ образовательных данных позволяет оптимизировать образовательные решения.

Пользователь онлайн-курса в процессе обучения создает информацию, которая накапливается в базе данных системы управления обучением (LMS). Как анализировать эти данные? Консалтинговая компания Гартнер (Gartner, Inc.) предлагает четыре вида аналитики [9; 13; 15]. Из них первые два вида – анализ того, что уже произошло, а следующие два – прогноз и предписание будущих действий. Благодаря такому подходу при движении от выявления проблемы до ее устранения процесс принятия решений все более автоматизируется. Аналитика обучения определяет стратегию на этапах внедрения и оценки эффективности образовательного решения. Описательная

аналитика отвечает на вопрос «Что произошло?» и позволяет выявить проблему на основе простых данных: времени прохождения того или иного этапа курса, качества ответов и т. д. Диагностическая аналитика выявляет причину возникновения проблемы. Например, почему 70 % пользователей дали неверные ответы? Анализ покажет, что привело к такому результату: контент, способы его подачи, условия прохождения курса либо низкий базовый уровень пользователей. Третий вид – предиктивная, или прогнозная, аналитика. Отвечая на вопрос «Что произойдет дальше?», можно спрогнозировать, насколько пользователи мотивированы закончить модуль или курс. И, наконец, предписывающая аналитика. На ее основе принимаются решения о действиях после прохождения курса: как изменить курс или отдельный модуль, какие новые курсы предложить пользователю (рис. 2).



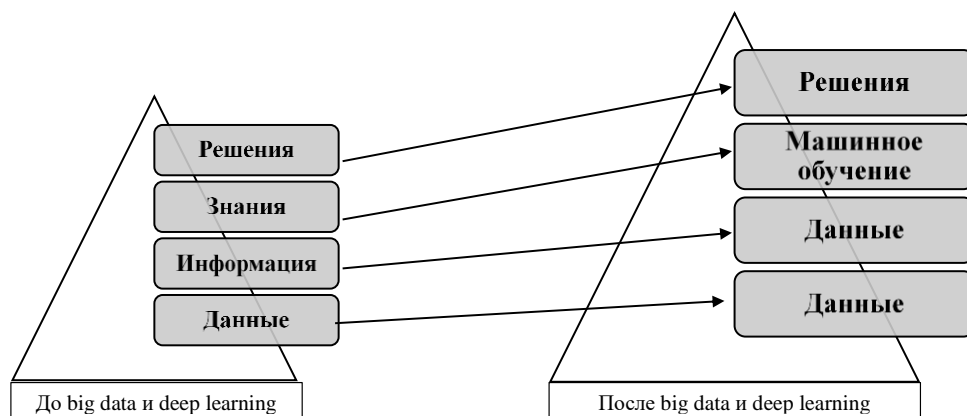
Р и с . 2. Виды диагностической аналитики

Источник: составлено автором на основе [12, 16].

Большие данные (big data) могут оптимизировать операционные процессы в компании и обеспечить гибкое и быстрое принятие решений.

Существует модель, в которой данные – сырье. Взяв его за основу, человек формирует сведения, далее сравнивает информацию со знаниями о мире и принимает те или иные решения. Рассмотрим на примере скучающего программиста за чашкой кофе: вооружившись термометром, он измеряет температуру напитка, переводит цифры в конкретные градусы, сравнивает показатели с идеальной температурой и решает отправить офисную кофемашину в мусорную корзину. В мире big data решение за него принял бы искусственный интеллект, и гораздо быстрее. Мощные вычислительные технологии, способные анализировать огромные массивы данных, появились в 1996–2015 гг. [18]. С тех пор они меняют рынок. Раньше будущее развитие компании повсеместно определялось субъективными суждениями. Отчетность включала небольшие данные из внутренних источников и играла второстепенную роль. Сейчас развиваются так называемые datadriven организации, где аналитика интегрирована во все операционные процессы (рис. 3, см. ниже).

Данные собираются, объединяются, делятся. Благодаря этому можно анализировать конкретные точки операционного процесса, определять причины проблем, узнавать, как повлияют те или иные тренды на производственные объемы, движение товаров, и оптимизировать работу.



Р и с . 3. Трансформация модели big data – аналитики

Источник: составлено автором на основе данных [7, 17].

Одна из целей – показать, что современные методы анализа данных, такие как статистика и машинное обучение, могут применяться не только в финансовой сфере, но и в любой другой области, где работают с большим объемом качественной и количественной информации: социологии, истории, биологии, лингвистике, юриспруденции и других гуманитарных и естественных науках. Историки, юристы, социологи и другие специалисты сталкиваются с большим набором документов и сведений, работу с которыми можно сделать эффективнее при помощи аналитических методов. Статистика, алгоритмы искусственного интеллекта, машинное обучение позволяют быстро и качественно выполнять поиск, по ключевым словам, анализировать тексты и извлекать нужные знания из разрозненной документации в виде структурированной информации.

Изучение методов Data Science студентами исторических специальностей формирует у них навыки аналитической работы с большими базами текстов, по которым можно отслеживать использование слов в зависимости от контекста и времени, а также навык визуализации данных и сетей. Примером является визуализация связей между личностями из исторических текстов, персонажами художественных произведений или пользователями социальных сетей. Такие навыки позволят студентам эффективно проводить анализ трендов и тематик в исторических текстах на протяжении нескольких веков, быстро изучить частоту употребления и развития слов.

В ходе подготовки управленца по линии Data Culture он получает не только технические навыки, но и развивает критическое мышление и умение принимать решения, подтвержденные цифрами. Управленцу необходимо знать, какие метрики оценки качества моделей существуют и как правильно их применять, чтобы корректно ставить задачу и иметь возможность выбрать лучшее решение. Важно уметь сравнивать результаты и понимать, чем одна метрика отличается от другой.

Развитие цифровых технологий позволяет вывести исследование и оптимизацию образовательных процессов на новый уровень. Один из прогрессивных современных подходов интеллектуального анализа образовательных процессов – технология Process Mining (PM). Многие

образовательные процессы осуществляются с использованием IT-систем, значит, они оставляют цифровые следы (логи). Из таких журналов событий можно извлечь полезную информацию и восстановить процесс как он есть на самом деле. Термином Process Mining обозначают комплекс методов и подходов, использующихся для интеллектуального анализа образовательных процессов на основе цифровых следов. Его автор – голландский ученый в области компьютерных наук Вил ван дер Аалст.

Process Mining позволяет составить картину любого процесса по логам пользователей, на миллионах событий, автоматически, без участия экспертов. В результате можно выявить узкие места, несоответствия нормативным документам, дополнительные расходы и лишние звенья. Также можно задействовать технологии искусственного интеллекта (AI) и машинного обучения (ML) и прогнозировать исходы процессов на основе исторических данных. Важнейшие преимущества PM – глубокое и автоматизированное описание процессов.

Таблица 1

Большие данные. Революция, которая изменит то, как мы живем, работаем, мыслим [6, 11]

	Создание	Сбор	Отбор	Преобразование	Контроль качества	Аналитика и машинное обучение
Задачи	Минимизация ошибок ввода	Поиск данных, поиск владельца, получение доступа, получение выгрузки данных, получение описания данных, доработка источника, покупка или организация сбора внешних данных	Определение данных, необходимых для решения задачи	Преобразование данных в удобную для анализа форму: минимизация разнородностей, очистка данных – минимизация ошибок и шума	Оценить точность, актуальность, полноту и согласованность данных для решения задачи	
Типичные проблемы	Ошибки ввода данных в АС Банка	Отсутствие инструмента поиска данных и понятных процедур предоставления доступа. Сложные процедуры согласования доступа и проведения закупок	Отсутствие или низкое качество метаданных – описания атрибутов данных и связей между ними	Низкое качество данных, их разнородность, противоречивость информации, пропуски в данных, аномальные значения, шум, ошибки ввода данных	Отсутствие инструментов для оценки качества данных, отсутствие сертификации качества данных	Низкое качество данных, разнородность, неструктурированность, значительные объемы или скорость поступления
80 % трудозатрат						20 %

Классические методы анализа требуют времени и не всегда объективны (они опираются на экспертное мнение, интервьюирование, разовый хронометраж и моделирование процесса вручную), в итоге

формируется оценочная «идеальная» модель образовательного процесса. Использование данных из информационных систем позволяет объективно оценить процесс «как есть» без привлечения дополнительных ресурсов.

Статистический анализ, прогнозирование, триггеры, предсказательное моделирование и оптимизация говорят о зрелости аналитики в организации. CRISP-DM Решения принимаются быстрее, но за ними стоит кропотливая подготовительная работа. Во-первых, данные требуется создать: банковский работник, к примеру, должен ввести номер и серию паспорта клиента. Эти, а также данные из внешних источников необходимо собрать в одном месте. Далее – отобрать необходимые под конкретную задачу; преобразовать в удобный для анализа формат, очистить от ошибок и прочего шума; оценить точность, актуальность, полноту и согласованность сведений. Только после этого искусственный интеллект может сформировать отчет, выявить закономерности и составить рекомендации. Согласно книге «Большие данные» Виктора Майера Шенбергера, на первые пять этапов приходится 80 % трудозатрат (табл. 1, см. выше).

Чаще всего бизнес-задачи с помощью данных решаются по стандарту CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining – Стандартный межотраслевой процесс исследования данных) [8, 20]. Он предполагает шесть последовательных этапов: анализ бизнеса, анализ данных, подготовку данных, моделирование, оценку результатов и их последующее внедрение. На первом этапе устанавливаются цели аналитического проекта, оцениваются риски, объемы затрачиваемых ресурсов, определяются метрики для оценки результатов, критерии качества и готовится план работ. На втором – определяются, какие данные есть в наличии и как они могут решить проблему. На третьем – аналитик получает итоговый набор данных. Далее выбирается методика моделирования, строится и оценивается модель. На финальном этапе планируется мониторинг и поддержка внедрения модели и готовится итоговый отчет о проведении проекта. Часть шагов в зависимости от решаемой проблемы можно пропустить.

Нужно помнить, что процесс обработки данных сопряжен со множеством проблем: отсутствием инструмента поиска данных и понятных процедур предоставления доступа к ним, необходимостью согласовывать закупку данных, которые могут оказаться разнородными, противоречивыми, несертифицированными и низкого качества.

Выводы

Все образование строится на принципе обратной связи. Самого процесса на учения не будет, если человек не задаст себе вопрос: “Чему я научился?” Как мы обычно снимаем обратную связь? Зачастую проводится анкетирование любого типа: что тебе понравилось?

Интеллектуальный анализ образовательных данных позволяет уйти от этого, тем более при такой постановке вопроса всегда ответ, социально ожидаемый, тогда как необходима реальная информация. Интеллектуальный анализ образовательных данных использует аналитику для улучшения контента, для того чтобы достичь цели обучения.

Единой математической модели оценки влияния обучения на эффективность образовательных результатов нет, потому что каждое образовательное решение имеет свои цели и свое влияние на развитие компетенций и так далее. Безусловно, одной из задач является подобная модель по отдельным образовательным решениям при условии качественно собранных данных. Конечно, нужно больше говорить о предиктивности аналитики, но это можно делать только тогда, когда имеются данные и когда уже протестированы некоторые модели.

Редакционные метрики интеллектуального анализа образовательных данных решают и тактические, и стратегические задачи. Тактические задачи включают оценку медиапотребления единиц контента и адаптацию его под текущую модель поведения обучающегося. Соответственно, все это может привести к изменению редакционной образовательной политики, языка, на котором происходит общение с обучающимися, что является уже стратегической задачей обучения.

Список литературы

1. Амаева Л.А. Сравнительный анализ методов интеллектуального анализа данных // *Инновационная наука*. 2017. № 2-1. С. 27–29.
2. Вилкова К.А., Захарова У.С. Учебная аналитика в традиционном образовании: ее роль и результаты // *Университетское управление: практика и анализ*. 2020. Т. 24. № 3. С. 59–76.
3. Дацун Н.Н., Уразаева Л.Ю. Перспективные направления применения учебной аналитики // *Ученые записки ИУО РАО*. 2017. № 1 (61). С. 43–46.
4. Дубовик О.В. Педагогический дизайн в российском образовании // *Образование. Наука. Инновации: Южное измерение*. 2017. №5-6 (46). С. 59–67.
5. Иванова И.А. Исследование ресурсов корпоративного портала в управлении вовлеченностью персонала // *Управление персоналом и интеллектуальными ресурсами в России*. 2018. Т. 7. № 1. С. 27–33.
6. Клячко Т.Л. Вызовы профессионального образования. URL: <http://www.ifar.ru/library/book557.pdf> (дата обращения: 20.08.2020)
7. Корпорации учат специалистов выживать в новых условиях. URL: <https://plus.rbc.ru/news/5f4bc8e27a8aa901222dbcc1> (дата обращения: 10.09.2020)
8. Николаев Н.А. Повышение эффективности труда персонала малых предприятий на основе повышения вовлеченности в дела организации и развития корпоративной культуры // *Human Progress*. 2016. Т. 2. № 2. С. 2.
9. Уколова Н.В., Новикова Н.А. Инвестиции в образование: значение для формирования человеческого капитала // *Инновационная деятельность*. 2020. № 1. С. 93–103.
10. Ширинкина Е.В. Оценка качества образования в формировании человеческого капитала // *Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса*. 2016. № 3 (36). С. 138–143.
11. LinkedIn. Workplace Learning Report. URL: <http://sber.me/?p=gH64M> (дата обращения 23.08.2020).
12. Creative Cognition and Brain Network Dynamics. URL: <http://sber.me/?p=tpBRN> (дата обращения 23.08.2020).
13. Kausar S., Oyelere S.S., Salal Ya.K., Hussain S., Cifci M.A., Hilcenko S., Iqbal M.S., Zhu W., Xu H. MINING SMART LEARNING ANALYTICS DATA USING ENSEMBLE CLASSIFIERS // *International Journal of Emerging Technologies in Learning*. 2020. Т. 15. № 12. С. 81–102.
14. Robust prediction of individual creative ability from brain functional connectivity. URL: <http://sber.me/?p=dMN61> (дата обращения 23.08.2020).
15. Fostering creativity across countries: The moderating effect of cultural bundles on creativity. URL: <http://sber.me/?p=4zcpq> (дата обращения 23.08.2020).

16. How the environment impacts creative thinking. URL: <http://sber.me/?p=LQQvD> (дата обращения 23.08.2020).
17. Shirinkina E.V. MULTIFACTOR MODEL OF ASSESSING THE PROBABILITY OF SUCCESSFUL EMPLOYMENT OF UNIVERSITY GRADUATES // Innovations in Education. 2020. № 3 (48). С. 8–11.
18. BCG, 2017. URL: <https://globenewswire.com/news-release/2017/03/09/933681/0/en/The-Boston-Consulting-Group-Hits-5-6-Billion-in-Sales.html> (дата обращения 23.12.2020).
19. Digital McKinsey. URL: <http://www.mckinsey.com/global-locations/europe-andmiddleeast/russia/ru/our-work/mckinsey-digital> (дата обращения 23.12.200).
20. Antoine Van Agtmael, Fred Bakker. Made in the U.S.A. (Again). // Foreign Policy. MARCH 28, 2014. URL: http://www.foreignpolicy.com/articles/2014/03/28/made_in_the_usa_again (дата обращения: 15.03.2021).

Об авторе:

ШИРИНКИНА Елена Викторовна – кандидат экономических наук, доцент, заведующий кафедрой менеджмента и бизнеса, БУ ВО «Сургутский государственный университет», e-mail: shirinkina86@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-6933-1903, SPIN-код: 2291-7810.

INTELLECTUAL ANALYSIS OF EDUCATIONAL DATA

E.V. Shirinkina

BU VO “Surgut State University”, Surgut

The relevance of the study is due to the fact that there are currently more questions on the topic in the context of the mining of educational data than specific answers: how it is done, why and how we can use it, what metrics to include in the sample and how to make forecasts. Undoubtedly, in the coming years, there will be a transition from discussions to the practical implementation of learning analytics in educational processes. The aim of the study is to conduct an intellectual analysis of educational data in the context of the difference between educational analytics and pedagogical diagnostics and other methods of data collection. In this regard, the author considers the types of educational analytics. The scientific novelty of the research lies in the construction of a model for individual educational solutions, provided that the data collected are of high quality. The practical significance of the study lies in the fact that all this can lead to a change in the editorial educational policy, the language in which communication with students takes place, which is already a strategic task of teaching.

Keywords: *educational solution, educational analytics, data mining, educational data, efficiency.*

About the author:

SHIRINKINA Elena Viktorovna – Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Management and Business, Surgut State University, e-mail: shirinkina86@yandex.ru

References

1. Amaeva L.A. Sravnitel'nyj analiz metodov intellektual'nogo analiza dannyh // Innovacionnaja nauka. 2017. № 2-1. S. 27–29.
2. Vil'kova K.A., Zaharova U.S. Uchebnaja analitika v tradicionnom obrazovanii: ee rol' i rezul'taty // Universitetskoe upravlenie: praktika i analiz. 2020. T. 24. № 3. S. 59–76.
3. Dacun N.N., Urazaeva L.Ju. Perspektivnye napravlenija primenenija uchebnoj analitiki // Uchenye zapiski IUO RAO. 2017. № 1 (61). S. 43–46.
4. Dubovik O.V. Pedagogicheskij dizajn v rossijskom obrazovanii // Obrazovanie. Nauka. Innovacii: Juzhnoe izmerenie. 2017. №5-6 (46). S. 59–67.
5. Ivanova I.A. Issledovanie resursov korporativnogo portala v upravlenii вовлеченност'ju personala // Upravlenie personalom i intellektual'nymi resursami v Rossii. 2018. T. 7. № 1. S. 27–33.
6. Kljachko T.L. Vyzovy professional'nogo obrazovanija. URL: <http://www.ifap.ru/library/book557.pdf> (data obrashhenija: 20.08.2020)
7. Korporacii uchat specialistov vyzhivat' v novyh uslovijah. URL: <https://plus.rbc.ru/news/5f4bc8e27a8aa901222dbcc1> (data obrashhenija: 10.09.2020)
8. Nikolaev N.A. Povyshenie jeffektivnosti truda personala malyh predpriyatij na osnove povyshenija вовлеченности v dela organizacii i razvitija korporativnoj kul'tury // Human Progress. 2016. T. 2. № 2. S. 2.
9. Ukolova N.V., Novikova N.A. Investicii v obrazovanie: znachenie dlja formirovanija chelovecheskogo kapitala // Innovacionnaja dejatel'nost'. 2020. № 1. S. 93–103.
10. Shirinkina E.V. Ocenka kachestva obrazovanija v formirovanii chelovecheskogo kapitala // Biznes. Obrazovanie. Pravo. Vestnik Volgogradskogo instituta biznesa. 2016. № 3 (36). S. 138–143.
11. LinkedIn. Workplace Learning Report. URL: <http://sber.me/?p=gH64M> (data obrashhenija 23.08.2020).
12. Creative Cognition and Brain Network Dynamics. URL: <http://sber.me/?p=tpBRN> (data obrashhenija 23.08.2020).
13. Kausar S., Oyelere S.S., Salal Ya.K., Hussain S., Cifci M.A., Hilcenko S., Iqbal M.S., Zhu W., Xu H. MINING SMART LEARNING ANALYTICS DATA USING ENSEMBLE CLASSIFIERS // International Journal of Emerging Technologies in Learning. 2020. T. 15. № 12. S. 81–102.
14. Robust prediction of individual creative ability from brain functional connectivity. URL: <http://sber.me/?p=dMN61>(data obrashhenija 23.08.2020).
15. Fostering creativity across countries: The moderating effect of cultural bundles on creativity. URL: <http://sber.me/?p=4zcpq> (data obrashhenija 23.08.2020).
16. How the environment impacts creative thinking. URL: <http://sber.me/?p=LQQvD> (data obrashhenija 23.08.2020).
17. Shirinkina E.V. MULTIFACTOR MODEL OF ASSESSING THE PROBABILITY OF SUCCESSFUL EMPLOYMENT OF UNIVERSITY GRADUATES // Innovations in Education. 2020. № 3 (48). S. 8–11.
18. BCG, 2017. URL: <https://globenewswire.com/news-release/2017/03/09/933681/0/en/The-Boston-Consulting-Group-Hits-5-6-Billion-in-Sales.html> (data obrashhenija 23.12.2020).
19. Digital McKinsey. URL: <http://www.mckinsey.com/global-locations/europe-andmiddleeast/russia/ru/our-work/mckinsey-digital> (data obrashhenija 23.12.200).
20. Antoine Van Agtmael, Fred Bakker. Made in the U.S.A. (Again). // Foreign Policy. MARCH 28, 2014. URL: http://www.foreignpolicy.com/articles/2014/03/28/made_in_the_usa_again (data obrashhenija: 15.03.2021).