

Структура академической МОТИВАЦИИ:

ожидания и субъективные ценности
освоения университетского курса

В. А. Иванюшина, Д. А. Александров, И. Л. Мусабилов

Иванюшина Валерия Александровна кандидат биологических наук, ведущий научный сотрудник научно-учебной лаборатории «Социология образования и науки» Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (Санкт-Петербург). E-mail: ivaniushina@hse.ru

Александров Даниил Александрович кандидат биологических наук, заведующий научно-учебной лабораторией «Социология образования и науки» Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (Санкт-Петербург). E-mail: dalexandrov@hse.ru

Мусабилов Илья Леонидович преподаватель департамента социологии Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (Санкт-Петербург). E-mail: ilya@musabirov.info

Адрес: 190121, г. Санкт-Петербург, ул. Союза Печатников, 16.

Аннотация. Статья посвящена изучению структуры мотивации студентов при освоении сложного университетского курса. Работа выполнена в теоретической рамке теории ожиданий и ценностей (expectancy-value theory) и направлена на решение трех задач: анализ гендерных различий в мотивации; выявление связей между компонентами мотивации и образовательными результатами; оценку роли предшествующих образовательных достижений и предшествующего образовательного

выбора. Сравниваются две альтернативные теоретические модели и проверяется их соответствие эмпирическим данным, собранным при опросе студентов 2-го курса бакалавриата, обучающихся на майноре «Обработка и анализ данных». Основной метод анализа — моделирование структурными уравнениями (SEM, structural equation modeling), реализованное в статистическом пакете MPlus version 7.31. Показано, что этот курс более популярен среди юношей; при этом юноши более уверены в своих силах, однако оценки за курс у юношей и девушек не различаются. В структуре индивидуальных ценностей гендерных различий также не обнаружено. Студенты направлений «Социология» и «Экономика» считают курс более полезным и интересным, чем студенты-юристы и гуманитарии. Анализ структурными уравнениями подтвердил эмпирическую валидность модели, в которой ожидание успеха непосредственно влияет на образовательный результат, а ценности оказывают на него лишь опосредованное влияние, через ожидания. Полная модель, включающая мотивацию, гендер, образовательную программу и предыдущие успехи, объясняет 34% дисперсии образовательного результата.

Ключевые слова: мотивация к обучению, ожидания, субъективные ценности, гендерные различия, майнор «Обработка и анализ данных».

DOI: 10.17323/1814-9545-2016-4-229-250

Статья поступила
в редакцию
в августе 2016 г.

Пути повышения успеваемости учащихся — вечная тема в исследованиях образования. Многочисленные объяснения низкой успеваемости сводятся к двум основным причинам: недостаток способностей и низкая мотивация к учебе. В отличие от способностей, которые практически не поддаются коррекции, мотивацию можно изменить, с чем и связан непрекращающийся интерес к изучению образовательных мотивов [Hidi, Harackiewicz, 2000]. За последние 30 лет были разработаны несколько теорий, связывающих разные компоненты мотивации с образовательным выбором и академическими успехами [Bandura, 1993; Eccles, Wigfield, 1995; Pintrich, 2003; Ryan, Deci, 2000; Wentzel, Wigfield, 2009; Wigfield, Eccles, 2000].

Данная работа посвящена изучению связей между мотивацией и достижениями на примере выборного курса — дополнительной специализации (майнора), которая предлагается студентам разных учебных направлений, от экономики до востоковедения. В Санкт-Петербургском кампусе НИУ ВШЭ дополнительная специализация является обязательной для всех студентов; при этом можно выбрать любой из пяти майноров, независимо от того, на какой образовательной программе обучается студент. Майнор состоит из четырех семестровых курсов, каждый из которых оценен в пять кредитов ECTS.

Мы изучали мотивацию студентов, выбравших майнор «Обработка и анализ данных (Data Science)» (далее — «Анализ данных»), который включает освоение основ программирования в среде R для машинного обучения и смежных тем, а также развитие навыков анализа данных. Разработанная организаторами майнора «Анализ данных» компьютерная система позволяет проводить онлайн-опросы, собирая данные о представлениях студентов, их поведении в процессе учебы (число строчек написанного кода, активность на форуме, обращение за помощью к однокурсникам и учебным ассистентам), и сопоставлять эти данные с образовательными результатами [Мусабинов, Сироткин, 2016]. Таким образом, изучение поведения студентов при прохождении курса встраивается в современное направление образовательной аналитики (learning analytics) и интеллектуального анализа данных в образовании (educational data mining) [Baker, Inventado, 2014; Siemens, Baker, 2012].

1. Обзор литературы

1.1. Мотивация как предиктор успеваемости

Изучению факторов, определяющих успешность обучения, посвящено множество теоретических и прикладных исследований. Не подлежит сомнению значимость когнитивных способностей, однако чрезвычайно важны и другие характеристики студента. На уровне высшего образования, особенно в селективных университетах, отбор студентов на входе в значительной степени выравнивает их по интеллектуальным способностям [Furnham,

Chamorro-Premuzic, McDougall, 2002], и возрастает роль таких личностных характеристик, как свойства характера, индивидуальные стратегии обучения и мотивация, в качестве причин различий в академической успешности [Richardson, Abraham, Bond, 2012].

Мотивацией называется совокупность психических процессов, побуждающих человека действовать определенным образом. Психологами разработано множество теорий мотивации, в том числе в области обучения [Pintrich, 2003]. Современные теории мотивации фокусируются на том, как именно представления, ценности и цели управляют поведением человека.

В данной работе мы исходим из теории ожиданий и ценностей (expectancy-value theory) Дж. Аткинсона [Atkinson, 1964], которая была развита Ж. Экклес и А. Уигфилдом применительно к образованию [Eccles, Wigfield, 2002; Wigfield, Eccles, 2000]. Согласно этой теории мотивация состоит из двух компонентов: ожидание (expectancy) и субъективная ценность (value). Под ожиданием в данном случае имеются в виду представления человека о том, насколько он способен справиться с той или иной деятельностью или конкретной задачей; ценность деятельности — это стимулы или причины, побуждающие действовать.

Авторы теории предполагают, что и ожидание успеха, и субъективная ценность деятельности прямо влияют на выбор деятельности, на настойчивость в ее выполнении и на конечный результат. При этом существует взаимное влияние между ожиданием успеха и субъективной ценностью деятельности. На эти когнитивные характеристики могут оказывать воздействие предыдущий опыт (особенно в аналогичной деятельности), гендерные и другие стереотипы, представления о своих способностях и т. д. В полном виде теория ожиданий и ценностей описывается сложной схемой [Eccles, Wigfield, 2002. P. 119], все компоненты которой невозможно изучить в одном исследовании. Чаще всего внимание исследователей сосредоточивается на ближайших к образовательному результату компонентах: на ожидании успеха и субъективной ценности задачи. В ходе развития своей теории Ж. Экклес и А. Уигфилд предложили разделять ценность задачи или деятельности на четыре компонента: интерес к данной деятельности (intrinsic interest value), воспринимаемая ценность (importance value), предполагаемая полезность (utility value), предполагаемые затраты (perceived costs).

Интерес отражает внутреннюю ценность занятия для индивида; этот показатель высок, если человек получает удовольствие от выполняемой деятельности. Воспринимаемая ценность характеризует субъективную важность результата данной деятельности для человека. Предполагаемая полезность означает, что данная деятельность значима для человека в силу каких-то внешних причин, например, скучный и трудный курс может воспри-

ниматься как полезный для карьеры. Предполагаемые затраты описывают представления субъекта о том, каким образом участие в данной деятельности может ограничить его достижения или помешать его деятельности в других областях; это могут быть ресурсы времени, усилий или эмоциональные затраты.

Большинство эмпирических исследований, опирающихся на теорию ожиданий и ценностей, были выполнены на школьниках. Основные результаты, многократно подтвержденные, сводятся к следующему. Во-первых, такие теоретически разные конструкты, как вера в свои силы и ожидание успеха, оказываются эмпирически неразличимы: в конфирматорном факторном анализе соответствующие вопросы всегда составляют один фактор. Во-вторых, ожидание успеха является домен-специфичным конструктом, т. е. студент может быть уверен в своем успехе в гуманитарных науках, но это не означает, что он будет уверен в своих силах в математике. В-третьих, школьники хорошо различают ожидания и ценности, т. е. оценку своих шансов на успех и то, насколько этот успех для них важен [Eccles, Wigfield, 1995; Wigfield, Eccles, 2000].

Еще один существенный результат, наиболее важный для нас в рамках данного исследования, заключается в том, что при контроле по предыдущим достижениям мотивация оказывается сильным предиктором образовательного успеха, причем ожидания оказывают более сильное влияние, чем ценности [Meese, Wigfield, Eccles, 1990].

В ряде недавних работ теория Ж. Экклес и А. Уигфилда была применена к студентам, изучающим математику, программирование, точные науки [Abraham, Barker, 2015; Hood, Creed, Neumann, 2012]. Обе группы исследователей убедительно продемонстрировали, что модель ожиданий и ценностей хорошо описывает эмпирические данные; компоненты мотивации имеют сильную положительную связь с усилиями, прилагаемыми студентом, с выбором трудных курсов и с образовательным результатом.

Уровень мотивации, в свою очередь, обусловлен рядом факторов. Наряду с гендерными и культурными стереотипами велика роль предыдущего опыта: очевидно, что студент, который в прошлом успешно справлялся с математическими курсами, ожидает успеха и в новом курсе [Meese, Wigfield, Eccles, 1990; Simpkins et al., 2006]. Поэтому в модели мотивации очень важно включать переменные, отражающие предыдущие достижения индивида.

1.2. Гендерные различия в мотивации и успехах в математике

Роль гендерных стереотипов в мотивации достижений имеет долгую историю изучения. Большинство исследователей, несмотря на различия в теоретических предпосылках, согласны с тем, что представления девочек и мальчиков о своих способностях и, соответственно, их поведение в учебе (например, предпочитаемые курсы, выбор образовательного трека и впоследствии

карьеры) в большой степени следуют гендерным стереотипам [Meese et al., 2006]. Принято считать, что мальчики более способны и более склонны к математике и точным наукам, а девочки — к гуманитарным наукам и языку; гендерные различия в представлениях о своих способностях особенно сильны в начальной школе и отчасти могут сглаживаться в процессе обучения [Jacobs et al., 2004].

В то время как у девочек представления о своих математических способностях и ожидания хороших результатов по математике всегда ниже, чем у мальчиков, данные о гендерных различиях в оценках и тестах по математике не столь однозначны: одни исследователи находят, что успеваемость мальчиков по математике выше, другие не обнаруживают различий [Hedges, Nowell, 1995; Lindberge et al., 2010]. Данные, полученные в межстрановых исследованиях (TIMSS, PISA), позволяют оценить гендерные различия в математических достижениях в разных странах и связать их с такими характеристиками стран, как доля женщин в высокотехнологичных областях науки, представленность женщин в парламенте и т. п. Парадоксальным образом самые большие различия между мальчиками и девочками по результатам математических тестов PISA обнаружены для Швейцарии, Нидерландов и Германии; результаты российских школьников в PISA не показывают гендерных различий [Else-Quest, Hyde, Linn, 2010]. Российские исследователи, изучавшие результаты ЕГЭ по математике на очень большой выборке — все выпускники российских школ, сдававшие ЕГЭ в 2011 г. (более 700 тыс. школьников), — также не обнаружили различий между мальчиками и девочками [Bessudnov, Makarov, 2015].

Не подлежит сомнению, что отношение к изучаемому предмету оказывает влияние на успешность его освоения. Страх перед трудными курсами, к которым относятся математика и статистика, часто мешает обучению [Meese, Wigfield, Eccles, 1990; Peng, Hong, Mason, 2014; Simzar et al., 2015]. Разработаны специальные шкалы Math anxiety scale и Statistics anxiety scale [Hopko et al., 2003; Schau et al., 1995], изучаются когнитивные и некогнитивные (в частности, эмоциональные) факторы успешного обучения статистике [Emmioğlu, Sara-Aydin, 2012; Hood, Creed, Neumann, 2012]. При этом работ, в которых рассматриваются различия в отношении к трудным курсам у студентов разных специализаций, сравнительно мало. Дж. Гриффит с коллегами установили, что отношение студентов разных направлений к статистике значительно различается по трем параметрам: ожидаемая полезность (как для дальнейшего обучения, так и для последующей карьеры); восприятие курса как интеллектуально стимулирующего; любовь к математике. В целом положительно относились к статистике студенты, изучающие бизнес, менее положительно — психологи,

1.3. Восприятие статистики как фактор успешности обучения

и в целом отрицательно — студенты, изучающие криминалистику [Griffith et al., 2012].

2. Цель, задачи и модели исследования

Цель данной работы состоит в изучении мотивации студентов разных направлений подготовки при освоении курса STEM. Мы сосредоточили свои усилия на трех задачах:

- проанализировать, есть ли различия в мотивации девушек и юношей при освоении этого курса;
- выяснить структуру отношений между компонентами мотивации и образовательными результатами;
- оценить значение предшествующих образовательных достижений и предшествующего образовательного выбора (поступления на ту или иную программу).

Осуществляя эмпирическую проверку теории ожиданий и ценностей на разных группах испытуемых и в разных образовательных контекстах, исследователи обнаруживали взаимосвязи между компонентами мотивации и образовательными результатами, различающиеся по своему характеру. Опираясь на предыдущие исследования, мы построили две теоретические модели, описывающие эти взаимосвязи: 1) ожидания и ценности независимо друг от друга оказывают прямое влияние на академический результат; 2) ценности влияют на ожидания (но не на образовательный результат), а ожидания влияют на образовательный результат (рис. 1).

В обе модели включены такие факторы, как пол студента, его образовательные успехи за предыдущий период и учебная программа, на которой учится студент.

3. Данные и методы

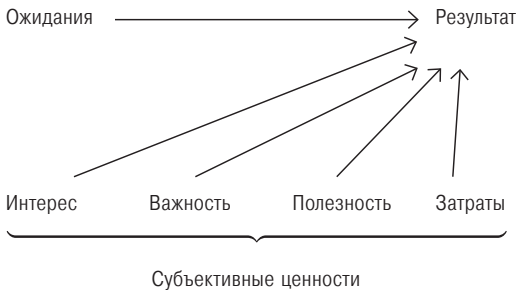
3.1. Эмпирическая база исследования

Данные для исследования были собраны при опросе студентов майнора «Обработка и анализ данных (Data Science)». Отличительной чертой Санкт-Петербургского кампуса Высшей школы экономики является отсутствие математических и компьютерных направлений, таким образом, целевую аудиторию майнора составляют студенты экономико-управленческих и социально-гуманитарных специальностей — от экономики до истории. Широкий диапазон направлений, а также различия в уровне подготовки студентов, в первую очередь в области как школьной, так и университетской математики, обуславливают и разницу в мотивах, по которым они выбрали данный майнор, и, предположительно, формирование контрастных типов поведения и взаимодействия.

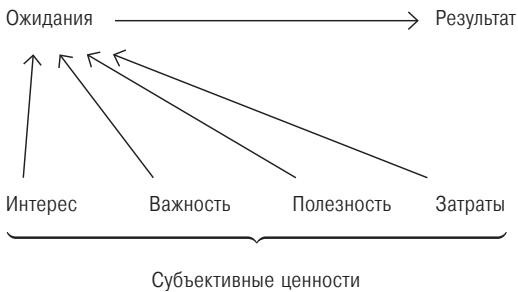
Чаще всего этот майнор выбирали студенты, изучающие экономику и социологию, реже всего — историки, политологи, юристы (табл. 1). Среди социологов этот майнор был наиболее популярным: его выбрали 42% второкурсников-социологов. Воз-

Рис. 1. Две альтернативные модели связи компонентов мотивации и образовательных результатов

Модель 1



Модель 2



можная причина состоит в том, что курс начинался как факультатив на департаменте социологии, и поэтому социологи были знакомы с ним лучше, чем студенты остальных направлений.

Опрос проводился в начале 1-го года обучения на майноре (2-й курс бакалавриата). В опросе приняли участие 149 студентов, или 94% всех записавшихся на майнор.

Для опроса была разработана специальная анкета. Полная схема мотивации к достижениям, основанная на теории ожиданий и ценностей, включает более 20 компонентов, поэтому в эмпирических исследованиях используется лишь часть теоретических конструктов в соответствии с конкретной задачей. Мы выбрали для изучения пять конструктов: ожидания, интерес, полезность, важность и затраты. Для каждого из конструктов был разработан русский вариант шкалы на основе опросника Экклес и Уигфилда для изучения компонентов мотивации при освоении математиче-

3.2. Индикаторы

Таблица 1. **Распределение студентов майнора «Анализ данных» по образовательным программам**

Образовательная программа	Число студентов и их доля в численности майнора	Число опрошенных и их доля в выборке
Экономика	46 (29%)	41 (28%)
Социология	36 (23%),	35 (23%)
Менеджмент	16 (10%)	15 (10%)
Логистика	25 (16%)	24 (16%)
Востоковедение	14 (9%)	13 (9%)
История	6 (4%)	5 (3%)
Политология	7 (4%)	7 (5%)
Юриспруденция	5 (3%)	5 (3%)
Государственное и муниципальное управление	4 (2%)	4 (3%)
Всего	159	149 (94%)

Таблица 2. **Коэффициенты согласованности шкал**

Конструкт	Число вопросов	Альфа Кронбаха
Ожидание успеха	4	0,83
Интерес	6	0,86
Важность оценки	4	0,85
Полезность	5	0,79
Затраты	4	0,67

ских курсов¹ [Eccles, Wigfield, 1995]. Шкалы для индивидуальных конструктов состояли из 4–6 вопросов с ответами по 4-балльной шкале Ликерта — от 1 (не согласен/не согласна) до 4 (полностью согласен/согласна). Внутренняя согласованность шкал достаточно высокая (табл. 2).

Зависимой переменной в нашей модели был академический результат по курсу «Анализ данных», измеренный как суммарная

¹ Для валидации нашего инструмента был проведен анализ факторной структуры опросника с использованием конфирматорного факторного анализа. Полученная модель показала хорошее соответствие эмпирическим данным. Подробное описание этой работы выходит за рамки настоящей статьи и будет темой отдельной публикации.

оценка за два теста — в середине и в конце 1-го семестра майнора. Во всех моделях мы учитывали в качестве важных детерминант пол студента, предшествующие академические достижения (средний балл за 1-й курс) и образовательную программу, на которой учится студент.

Академический результат (зависимая переменная) операционализировался как оценка за первые полгода обучения на майноре. Он был измерен как среднее арифметическое оценок студента за два итоговых теста — в конце 1-го модуля и в конце 2-го модуля².

Ожидание успеха измерялось шкалой из четырех вопросов. Пример вопроса: «Я уверен(а), что справлюсь с этим курсом». Уровень ожиданий успеха вычислялся как среднее арифметическое по четырем вопросам.

Интерес к предмету выявлялся шкалой из шести вопросов. Пример вопроса: «Майнор „Анализ данных“ кажется мне увлекательным». Степень интереса вычислялась как среднее арифметическое по шести вопросам.

Важность оценки измерялась шкалой из четырех вопросов. Пример вопроса: «Для меня очень важно получать хорошие оценки по этому курсу». Важность оценки вычислялась как среднее арифметическое по четырем вопросам.

Полезность оценивалась шкалой из пяти вопросов. Пример вопроса: «После окончания вуза знание „Анализа данных“ мне никак не пригодится». Воспринимаемая полезность вычислялась как среднее арифметическое по пяти вопросам.

Ожидаемые затраты времени и усилий измерялись шкалой из четырех вопросов. Пример вопроса: «Я опасаюсь, что учеба на майноре будет мешать другим курсам». Альфа Кронбаха для этой шкалы составила 0,67, что меньше, чем для других шкал в нашем исследовании, однако такое значение надежности считается достаточно хорошим. Ожидаемые затраты вычислялись как среднее арифметическое по четырем вопросам.

Пол студента был закодирован как бинарная переменная, где 0 — девушки, 1 — юноши. В выборке были 102 девушки (64%) и 57 юношей (36%).

Средний балл за 1-й курс обучения использовался в качестве индикатора предыдущих академических достижений. Поскольку на майноре «Обработка и анализ данных» обучаются студенты, выбравшие разные программы, на которых они слушают курсы разной степени сложности, а оценки им выставляют преподаватели с разным уровнем требований, прямо сравнивать между собой оценки студентов разных образовательных программ не-

² В НИУ ВШЭ принята модульная система обучения: первый семестр состоит из модулей 1 и 2, второй семестр — из модулей 3 и 4. Тесты и проверочные работы проводятся в конце каждого модуля.

корректно. Чтобы такое сравнение было возможным, произведена процедура центрирования по образовательной программе, т. е. для каждого студента вычислена разность между его средним баллом и средним баллом всех студентов соответствующей программы.

Образовательная программа, на которой обучается студент, была закодирована как номинальная переменная. Некоторые программы были представлены слишком малым числом студентов, так что анализировать их отдельно было нецелесообразно. Мы объединили студентов образовательных программ истории, политологии, востоковедения и юриспруденции, создав новую категорию «гуманитарии». На этих программах, в отличие от экономики, социологии, менеджмента преподается мало математических и статистических курсов; возможно, поэтому студенты этих образовательных программ редко выбирали майнор «Анализ данных». Мы также объединили студентов, изучающих менеджмент и логистику, поскольку их учебные программы очень близки. В итоге студенты в нашей выборке распределились следующим образом: экономика — 47 человек, социология — 36 человек, менеджмент и логистика — 40 человек, гуманитарии — 36 человек.

3.3. Методы анализа

В качестве основного метода анализа мы использовали моделирование структурными уравнениями (SEM, structural equation modeling), реализованное в статистическом пакете MPlus version 7.31 [Muthén, Muthén, 1998]. Этот метод позволяет тестировать ассоциации между переменными, в том числе между латентными факторами. Структурная модель представляет собой систему регрессионных уравнений, описывающих взаимосвязи между несколькими зависимыми и независимыми переменными.

Задачей структурного моделирования является построение теоретических моделей и проверка их пригодности, т. е. соответствия наблюдаемым в исследовании данным. В качестве статистик соответствия модели эмпирическим данным мы использовали три индекса, рекомендуемые большинством современных руководств по SEM: CFI (Comparative fit index), допустимые значения $CFI \geq 0,90$; RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation), допустимые значения $RMSEA \leq 0,05$; SRMR (Standardized Root Mean Square Residual), допустимые значения $SRMR \leq 0,08$. Это показатели различий между исходной ковариационной матрицей и матрицей ковариаций построенной модели, они позволяют исследователю оценить, насколько построенная модель соответствует данным [Наследов, 2012. С. 348–353]. Сопоставление индексов пригодности позволяет сравнивать альтернативные модели и выбирать наилучшую.

Для сравнения характеристик разных групп респондентов использовался t -тест или однофакторный дисперсионный анализ (для переменных с нормальным распределением) и тест Манна — Уитни или критерий Краскела — Уоллиса и тест Данна для множественных сравнений (для переменных с ненормальным распределением).

Из всех студентов, обучающихся на 2-м курсе, майнор «Обработка и анализ данных» выбрали 18% девушек и 26% юношей, т. е. среди юношей этот майнор оказался более популярным. Чтобы выяснить, есть ли различия в мотивации и в образовательных результатах между девушками и юношами, мы сравнили значения для пяти компонентов мотивации (ожидание успеха и четыре параметра субъективной ценности), а также для двух разных мер образовательных результатов (средний балл по всем предметам в конце 1-го курса и оценка за тест по «Аналізу данных») (табл. 3).

Несмотря на то что девушки лучше учатся в университете (как показывает сравнение среднего балла), они менее, чем юноши, уверены в своих силах, когда речь идет о сложном курсе с элементами программирования. Однако, несмотря на различия в ожиданиях, образовательные результаты у девушек и юношей одинаковы. Такие компоненты мотивации, как интерес к данному курсу, представления о его полезности, важность оценок и ожидаемые затраты у них также не различаются.

Поскольку студенты разных образовательных программ, выбравшие майнор «Анализ данных», обладают разным уровнем подготовки в области как школьной, так и университетской математики, можно было ожидать, что их представления о своих силах, ожидания и беспокойства, связанные с новым курсом, будут различаться. Действительно, мы обнаружили различия в уровне таких компонентов мотивации, как ожидание успеха, интерес к предмету и воспринимаемая полезность (табл. 4). Ожидание успеха при прохождении курса значимо выше у экономистов, чем у гуманитариев; между социологами и менеджерами значимых различий не обнаружено. Гуманитарии и менеджеры считают курс «Анализ данных» менее полезным, чем социологи и экономисты. Кроме того, студенты гуманитарных направлений менее заинтересованы в предмете. Оценка за этот курс в среднем выше у экономистов, чем у гуманитариев.

Для изучения связи между компонентами мотивации и образовательным результатом (оценкой за тест по курсу «Анализ данных») были построены модели с применением структурных уравнений. В соответствии с нашим планом исследования мы создали две модели (см. рис. 1) и сравнили их между собой. Как оказалось, модель 2 лучше описывает эмпирические данные, что отраже-

4. Результаты

4.1. Анализ различий по полу и направлениям обучения

4.2. Связь мотивации с успешностью обучения

Таблица 3. **Распределение индикаторов по полу**

Переменная	Среднее по выборке (SD) N = 159	Среднее (девушки) N = 102	Среднее (юноши) N = 57	
Средний балл за 1-й курс	7,79 (0,81)	7,92	7,56	***
Оценка за тест по «Аналізу даних»	6,76 (1,87)	6,68	6,90	
Ожидание успеха	3,01 (0,64)	2,91	3,21	**
Интерес	3,35 (0,51)	3,34	3,38	
Важность оценки	2,67 (0,80)	2,74	2,54	
Полезность	3,39 (0,51)	3,42	3,32	
Затраты	2,53 (0,58)	2,58	2,45	

Таблица 4. **Распределение индикаторов по направлениям обучения**

Переменная	Экономика N = 47	Социология N = 36	Менеджмент и логистика N = 40	Гуманитарии N = 36
Средний балл за 1-й курс	7,4 (0,6)**	7,9 (0,7)	8,1 (0,8)	7,9 (1,0)
Оценка за тест по «Аналізу даних»	7,4 (1,8)	6,6 (2,0)	6,6 (2,0)	6,2 (1,8)***
Ожидание успеха	3,20 (0,57)	3,11 (0,71)	2,91 (0,66)	2,81 (0,55)***
Интерес	3,45 (0,52)	3,52 (0,44)	3,31 (0,48)	3,12 (0,50)***
Важность оценки	2,68 (0,71)	2,72 (0,83)	2,62 (0,77)	2,67 (0,91)
Полезность	3,52 (0,44)	3,57 (0,40)	3,21 (0,55)**	3,24 (0,54)***
Затраты	2,39 (0,54)	2,55 (0,58)	2,53 (0,61)	2,69 (0,58)

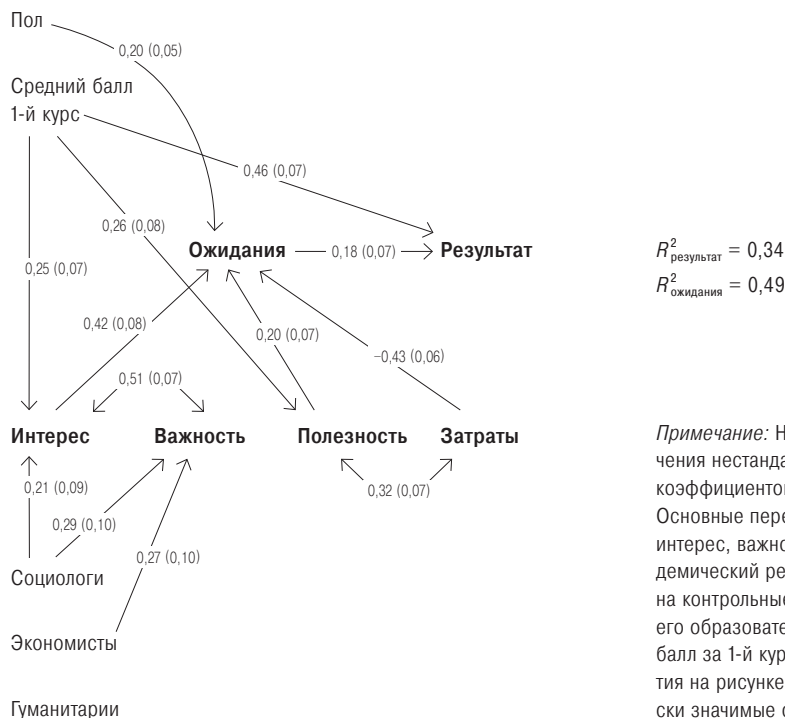
Примечание: Серым фоном отмечены статистически значимые различия:
*** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$.

Таблица 5. **Индексы соответствия теоретических моделей эмпирическим данным**

	CFI	RMSEA	SRMR
Модель 1*	—	—	—
Модель 1 с контрольными переменными	0,806	0,088	0,090
Модель 2	0,985	0,051	0,028
Модель 2 с контрольными переменными	0,995	0,027	0,035

* Оценку параметров модели получить не удалось.

Рис. 2. Модель взаимосвязей между компонентами мотивации и образовательным результатом в курсе «Анализ данных»



но в индексах соответствия (табл. 5). Модель 1 без контрольных переменных настолько не соответствует эмпирическим данным, что не удается получить параметры этой модели. Модель 2 даже без введения дополнительных переменных достаточно хорошо описывает данные.

Итоговая модель с контрольными переменными представлена на рис. 2. Ожидание успеха прямо влияет на результат, тогда как интерес к курсу, представления о его полезности и ожидаемые затраты связаны с результатом лишь опосредованно, через ожидание успеха. Субъективная важность оценки вообще не играет никакой роли — она ни прямо, ни даже опосредованно не связана с реальной итоговой оценкой.

Пол студента влияет на ожидания: у девушек они ниже, чем у юношей, но не влияет на другие компоненты мотивации. Пол также не влияет на образовательный результат, т. е. средняя итоговая оценка за курс одинакова у девушек и юношей.

Средний балл за 1-й курс положительно связан с академическим результатом, что неудивительно. Кроме того, средний балл связан с некоторыми компонентами мотивации: чем выше средний балл, тем больше у студента интерес к предмету и тем бо-

лее полезным он считает этот предмет. В то же время важность оценки, воспринимаемые затраты, ожидание успеха не связаны со средним баллом.

При включении в модель образовательной программы, т. е. основной специализации студента, за базовую категорию была принята специализация «Менеджмент и логистика». Мы анализировали, различается ли уровень разных компонентов мотивации, а также результат у студентов разных программ. На рис. 2 обозначены только значимые связи. Они показывают, что для студентов направлений «Социология» и «Экономика» оценки за курс «Анализ данных» важнее, чем для студентов направления «Менеджмент и логистика». Кроме того, студенты-социологи проявляют больше интереса к предмету по сравнению со студентами специализации «Менеджмент и логистика». Студенты гуманитарных направлений, напротив, ни по каким параметрам не отличаются от студентов-менеджеров.

Итоговая модель с включением всех переменных (рис. 2) объясняет 34% дисперсии академических результатов. Интерес к предмету, представления о его полезности и ожидаемых затратах в совокупности объясняют 49% дисперсии ожидания успеха.

5. Обсуждение результатов

В данной работе изучается влияние мотивации студентов на их успех в изучении курса «Анализ данных». Этот курс относится к группе наук, называемых STEM (Science, Technology, Engineering and Mathematics), а также к статистике. И математика, и статистика считаются предметами трудными для изучения, и немало исследований посвящено страху перед математикой и статистикой, которые также связаны с гендерными стереотипами в образовании [Emmioğlu, Sara-Aydin, 2012; Hood, Creed, Neumann, 2012]. На проблемах образования в области статистики специализируются два научных журнала, публикующих работы, аналогичные нашей, — «Statistics Education Research Journal» и «Journal of Statistics Education». Наша работа, таким образом, встроена в область исследований установок и стереотипов, затрудняющих освоение многих предметов из категории STEM.

Одна из важных особенностей кейса заключается в том, что на момент выбора специализации курс являлся во многом *terra incognita* для всех потенциальных слушателей, и мотивации выбора могли различаться для разных студентов и направлений. Когда студенты пассивно движутся по обязательным курсам, как это обычно бывает в образовательных программах российских вузов, у них может не быть специфической мотивации для изучения конкретного курса. В рассматриваемом случае они сами выбрали курс, далекий от своей специализации, ориентируясь

на какие-то свои ожидания и представления — возможно, ложные, которые будут скорректированы в процессе обучения, с переоценкой затрат и полезности. Это максимально приближает ситуацию к практике элективных курсов, принятых в англосаксонской системе образования.

Еще одной особенностью данного курса является активное включение компьютерных технологий в образовательный процесс: возможности внеаудиторного доступа к виртуальному образовательному окружению, специальный форум для коллективного онлайн-обсуждения возникающих в процессе самостоятельной работы вопросов, доступ к дополнительным материалам на сервере. Развитие онлайн-обучения и активное включение компьютерных технологий в образовательный процесс имеет, как предполагают сторонники этого подхода, двойной эффект: он позволяет усилить вовлеченность студентов, индивидуализировать процесс обучения и одновременно получать данные о вовлеченности и усилиях [Barba, Kennedy, Ainley, 2016].

В этом исследовании нам удалось изучить структуру мотивации и построить модель, хорошо описывающую отношения разных компонент мотивации у разнородной по многим параметрам группы студентов, начинающих изучать курс «Анализ данных». Модель объясняет 34% дисперсии академических результатов и показывает, что мотивация вносит важный вклад в образовательный результат.

Вместе с тем наша модель отличается от классической модели Ж. Экклес, в которой субъективные ценности прямо влияют на результат: в нашей модели ценности не оказывают прямого воздействия на результат, но влияют на него лишь опосредованно, через ожидания успеха. В этом отношении наш результат ближе к идее А. Бандуры о том, что уверенность человека в своих силах (self-efficacy) — важнейший фактор, влияющий на результат, а разные приводящие факторы оказывают воздействие на self-efficacy, которая играет роль медиатора [Bandura, 1993].

Помимо мотивации на оценку по майнору влияют предыдущие образовательные успехи, а именно средний балл за 1-й курс. Мы вслед за большим числом исследователей образования [Bretz, 1989; Kuncel, Hezlett, Ones, 2001] полагаем, что средний балл за год — это адекватный показатель образовательных достижений, отражающий как когнитивные способности, так и усердие и учебную дисциплину, поэтому те, кто хорошо успевал по всем предметам на 1-м курсе, справляются и с новым сложным предметом. Этот результат сохраняется даже с учетом влияния образовательной программы, т. е. экономисты здесь не имеют преимуществ перед гуманитариями. При этом оценки за 1-й курс никак не влияют на уверенность человека в своих силах, однако чем выше оценки, тем больше интерес к кур-

су и тем выше студент оценивает полезность курса для будущей карьеры.

Гендерный эффект — он состоит в том, что, несмотря на отсутствие значимой разницы в образовательных результатах, девушки ниже оценивают свои силы, чем юноши, — мы вслед за многими авторами объясняем гендерными стереотипами [Abraham, Barker, 2015; Мееце et al., 2006]. Тот факт, что 64% записавшихся на курс «Анализ данных» составили девушки, в сочетании с отсутствием разницы в образовательных результатах, возможно, позволяет надеяться на постепенное смягчение гендерных диспропорций в ожидании успеха.

Важным результатом является преобладание внутренней мотивации (интерес) над внешней (важность оценки). С нашей точки зрения, оно может быть связано с выборностью курса: в такой ситуации повышается ответственность студента по сравнению с обязательными курсами. В этом отношении практику введения майноров, при которой студенты всех направлений могут выбирать любые майноры из числа предлагаемых, следует признать удачной.

Не обнаружено связи между обучением на той или иной образовательной программе и оценкой за курс «Анализ данных». Ввиду того, что образовательные программы разных направлений включают разное количество математических и логических курсов, можно было бы ожидать, что студенты-экономисты более подготовлены к курсу, чем гуманитарии, однако мы такого эффекта не обнаружили. Частично его отсутствие может быть связано с самоотбором студентов гуманитарных направлений: низкая доля выбравших майнор в данном случае может свидетельствовать о том, что на него записались только самые подготовленные студенты этих направлений.

Учитывая распространенное предубеждение, состоящее в том, что «продвинутое» использование современных технологий анализа данных доступно не всем и невозможно без предварительного освоения значительного курса математики, установленная в данном исследовании реальная связь образовательного результата, предварительной подготовки и мотивации заслуживает пристального рассмотрения.

Исследования, подобные нашему, имеют практическое значение. На основании статистически обоснованных моделей они помогают искать и находить средства помочь студентам в освоении сложных предметов, в отношении которых у учащихся сформировались определенные предубеждения. Наши данные показывают, что мотивация, и особенно вера в свои силы, очень важна, даже с учетом влияния предыдущих достижений. В отличие от когнитивных способностей, представления человека о самом себе и своих силах поддаются корректировке, и коррекция гендерных или профессиональных стереотипов как состав-

ная часть формирования учебной мотивации, может быть важным элементом в университетском образовании и приобретении студентами разных направлений компетенций, востребованных на современном рынке труда.

Литература

1. Мусабилов И. Л., Сироткин А. В. Специализация «Анализ данных». Виртуальное образовательное окружение с поддержкой средств образовательной аналитики // Компьютерные инструменты в образовании. 2016 (в печати).
2. Наследов А. Д. IBM SPSS Statistics 20 и AMOS: профессиональный статистический анализ данных. СПб.: Питер, 2012.
3. Abraham J., Barker K. (2015) An Expectancy-Value Model for Sustained Enrolment Intentions of Senior Secondary Physics Students // Research in Science Education. Vol. 45. No 4. P. 509–526.
4. Atkinson J. W. (1964) An Introduction to Motivation. Princeton, NJ: Van Nostrand.
5. Baker R. S., Inventado P. S. (2014) Educational Data Mining and Learning Analytics // J. A. Larusson, B. White (eds) Learning Analytics. New York: Springer. P. 61–75. http://link.springer.com.ezproxy.its.uu.se/chapter/10.1007/978-1-4614-3305-7_4.
6. Barba P. G., Kennedy G. E., Ainley M. D. (2016) The Role of Students' Motivation and Participation in Predicting Performance in a MOOC // Journal of Computer Assisted Learning. Vol. 32. No 3. P. 218–231. doi:10.1111/jcal.12130.
7. Bandura A. (1993) Perceived Self-Efficacy in Cognitive Development and Functioning // Educational Psychologist. Vol. 28. No 2. P. 117–148.
8. Bessudnov A., Makarov A. (2015) School Context and Gender Differences in Mathematical Performance among School Graduates in Russia // International Studies in Sociology of Education. Vol. 25. No 1. P. 63–81.
9. Bretz R. D. (1989) College Grade Point Average as a Predictor of Adult Success: A Meta-Analytic Review and Some Additional Evidence // Public Personnel Management. Vol. 18. No 1. P. 11–22.
10. Eccles J. S., Wigfield A. (1995) In the Mind of the Actor: The Structure of Adolescents' Achievement Task Values and Expectancy-Related Beliefs // Personality and Social Psychology Bulletin. Vol. 21. No 3. P. 215–225.
11. Eccles J. S., Wigfield A. (2002) Motivational Beliefs, Values, and Goals // Annual Review of Psychology. Vol. 53. P. 109–132.
12. Else-Quest N.M., Hyde J. S., Linn M. C. (2010) Cross-National Patterns of Gender Differences in Mathematics: A Meta-Analysis // Psychological Bulletin. Vol. 136. No 1. P. 103–127.
13. Emmioğlu E., Capa-Aydin Y. (2012) Attitudes and Achievement in Statistics: A Meta-Analysis Study // Statistics Education Research Journal. Vol. 11. No 2. P. 95–102.
14. Furnham A., Chamorro-Premuzic T., McDougall F. (2002) Personality, Cognitive Ability, and Beliefs about Intelligence as Predictors of Academic Performance // Learning and Individual Differences. Vol. 14. No 1. P. 47–64.
15. Griffith J. D., Adams L. T., Gu L. L., Hart C. L., Nichols-Whitehead P. (2012) Students' Attitudes toward Statistics across the Disciplines: A Mixed-Methods Approach // Statistics Education Research Journal. Vol. 11. No 2. P. 45–56.

16. Hedges L. V., Nowell A. (1995) Sex Differences in Mental Test Scores, Variability, and Numbers of High-Scoring Individuals // *Science*. Iss. 269. P. 41–45.
17. Hidi S., Harackiewicz J. M. (2000) Motivating the Academically Unmotivated: A Critical Issue for the 21st Century // *Review of Educational Research*. Vol. 70. No 2. P. 151–179.
18. Hood M., Creed P. A., Neumann D. L. (2012) Using the Expectancy Value Model of Motivation to Understand the Relationship between Student Attitudes and Achievement in Statistics // *Statistics Education Research Journal*. Vol. 11. No 2. P. 72–85.
19. Hopko D. R., Mahadevan R., Bare R. L., Hunt M. K. (2003) The Abbreviated Math Anxiety Scale (AMAS) Construction, Validity, and Reliability // *Assessment*. Vol. 10. No 2. P. 178–182.
20. Jacobs J. E., Lanza S., Osgood D. W., Eccles J. S., Wigfield A. (2004) Changes in Children's Self-Competence and Values: Gender and Domain Differences across Grades One through Twelve // *Child Development*. Vol. 73. No 2. P. 509–527.
21. Kuncel N. R., Hezlett S. A., Ones D. S. (2001) A Comprehensive Meta-Analysis of the Predictive Validity of the Graduate Record Examinations: Implications for Graduate Student Selection and Performance // *Psychological Bulletin*. Vol. 127. No 1. P. 162–181.
22. Lindberg S. M., Hyde J. S., Petersen J. L., Linn M. C. (2010) New Trends in Gender and Mathematics Performance: A Meta-Analysis // *Psychological Bulletin*. Vol. 136. No 6. P. 1123–1135.
23. Meece J. L., Glienke B. B., Burg S. (2006) Gender and Motivation // *Journal of School Psychology*. Vol. 44. No 5. P. 351–373.
24. Meece J. L., Wigfield A., Eccles J. S. (1990) Predictors of Math Anxiety and Its Consequences for Young Adolescents' Course Enrollment Intentions and Performances in Mathematics // *Journal of Educational Psychology*. Vol. 82. No 1. P. 60–70.
25. Muthén L. K., Muthén B. O. (1998–2012) *Mplus User's Guide*. Los Angeles: Muthén & Muthén.
26. Peng Y., Hong E., Mason E. (2014) Motivational and Cognitive Test-Taking Strategies and Their Influence on Test Performance in Mathematics // *Educational Research and Evaluation*. Vol. 20. No 5. P. 366–385.
27. Pintrich P. R. (2003) A Motivational Science Perspective on the Role of Student Motivation in Learning and Teaching Contexts // *Journal of Educational Psychology*. Vol. 95. No 4. P. 667–686.
28. Richardson M., Abraham C., Bond R. (2012) Psychological Correlates of University Students' Academic Performance: A Systematic Review and Meta-Analysis // *Psychological Bulletin*. Vol. 138. No 2. P. 353–387.
29. Ryan R. M., Deci E. L. (2000) Self-Determination Theory and the Facilitation of Intrinsic Motivation, Social Development, and Well-Being // *American Psychologist*. Vol. 55. No 1. P. 68.
30. Schau C., Stevens J., Dauphinee T. L., Del Vecchio A. (1995) The Development and Validation of the Survey of Attitudes toward Statistics // *Educational and Psychological Measurement*. Vol. 55. No 5. P. 868–875.
31. Simpkins S. D., Davis-Kean P. E., Eccles J. S. (2006) Math and Science Motivation: A Longitudinal Examination of the Links between Choices and Beliefs // *Developmental Psychology*. Vol. 42. No 1. P. 70–83.
32. Siemens G., Baker R. S. (2012) Learning Analytics and Educational Data Mining: Towards Communication and Collaboration // *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, Vancouver.

- ver, BC, Canada, April 29 — May 02, 2012. P. 252–254. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2330661>.
33. Simzar R. M., Martinez M., Rutherford T., Domina T., Conley A. M. (2015) Raising the Stakes: How Students' Motivation for Mathematics Associates with High- and Low-Stakes Test Achievement//*Learning and Individual Differences*. Vol. 39. No 1. P. 49–63.
 34. Trautwein U., Marsh H. W., Nagengast B., Ludtke O., Nagy G., Jonkmann K. (2012) Probing for the Multiplicative Term in Modern Expectancy–Value Theory: A Latent Interaction Modeling Study//*Journal of Educational Psychology*. Vol. 104. No 3. P. 763–777.
 35. Wentzel K., Wigfield A. (ed.). (2009) *Handbook of Motivation at School*. New York: Routledge.
 36. Wigfield A., Eccles J. S. (2000) Expectancy-Value Theory of Achievement Motivation//*Contemporary Educational Psychology*. Vol. 25. No 1. P. 68–81.

The Structure of Students' Motivation: Expectancies and Values in Taking Data Science Course

Authors **Valeria Ivaniushina**

Candidate of Sciences in Biology; Leading Research Fellow of the Laboratory of Sociology in Education and Science, National Research University Higher School of Economics (Saint Petersburg). E-mail: ivaniushina@hse.ru

Daniil Alexandrov

Candidate of Sciences in Biology; Head of the Laboratory of Sociology in Education and Science, National Research University Higher School of Economics (Saint Petersburg). E-mail: dalexandrov@hse.ru

Ilya Musabirov

Junior Research Fellow of the Laboratory of Sociology in Education and Science, National Research University Higher School of Economics (Saint Petersburg). E-mail: ilya@musabirov.info

Address: 16 Soyuz Pechatnikov ul., 190121 St. Petersburg, Russian Federation.

Abstract In this paper we explore motivational structure of students taking a challenging university course. The participants were second-year undergraduate students majoring in Economics, Sociology, Management and Humanities, enrolled in the Data Science minor. Using expectancy-value theory as a framework, we aim (1) to analyze gender differences in motivation; (2) to identify the link between the components of motivation and academic achievement; (3) to estimate the role of the previous academic achievement and educational choices. Two alternative theoretical models are proposed and tested on empirical data. Structural equation modeling (SEM) in MPlus 7.31 was used for analysis. We found that the course is more popular among males students, who also demonstrate higher level of expectancy for success. However, there is no gender difference in academic performance. Students majoring in Sociology and Economics perceive Data Science as more interesting and useful than Management and Humanities students. SEM analysis empirically validated the model in which expectancy of success directly influences academic achievement, and values influence is mediated by expectancies. The final model that includes motivation, gender, student's major, and previous achievement explains 34% of variance in academic performance. We discuss the role of different components of student motivation and practical significance of our results.

Keywords motivation, expectancy value theory, gender differences, statistics, data science.

- References**
- Abraham J., Barker K. (2015) An Expectancy-Value Model for Sustained Enrolment Intentions of Senior Secondary Physics Students. *Research in Science Education*, vol. 45, no 4, pp. 509–526.
 - Atkinson J. W. (1964) *An Introduction to Motivation*. Princeton, NJ: Van Nostrand.
 - Baker R. S., Inventado P. S. (2014) Educational Data Mining and Learning Analytics. *Learning Analytics* (eds J. A. Larusson, B. White), New York: Springer, pp. 61–75. Available at: http://link.springer.com.ezproxy.its.uu.se/chapter/10.1007/978-1-4614-3305-7_4 (accessed 20 October 2016).
 - Barba P.G., Kennedy G.E., Ainley M. D. (2016) The Role of Students' Motivation and Participation in Predicting Performance in a MOOC. *Journal of Computer Assisted Learning*, vol. 32, no 3, pp. 218–231. doi:10.1111/jcal.12130.

- Bandura A. (1993) Perceived Self-Efficacy in Cognitive Development and Functioning. *Educational Psychologist*, vol. 28, no 2, pp. 117–148.
- Bessudnov A., Makarov A. (2015) School Context and Gender Differences in Mathematical Performance among School Graduates in Russia. *International Studies in Sociology of Education*, vol. 25, no 1, pp. 63–81.
- Bretz R. D. (1989) College Grade Point Average as a Predictor of Adult Success: A Meta-Analytic Review and Some Additional Evidence. *Public Personnel Management*, vol. 18, no 1, pp. 11–22.
- Eccles J. S., Wigfield A. (1995) In the Mind of the Actor: The Structure of Adolescents' Achievement Task Values and Expectancy-Related Beliefs. *Personality and Social Psychology Bulletin*, vol. 21, no 3, pp. 215–225.
- Eccles J. S., Wigfield A. (2002) Motivational Beliefs, Values, and Goals. *Annual Review of Psychology*, vol. 53, pp. 109–132.
- Else-Quest N.M., Hyde J. S., Linn M. C. (2010) Cross-National Patterns of Gender Differences in Mathematics: A Meta-Analysis. *Psychological Bulletin*, vol. 136, no 1, pp. 103–127.
- Emmioğlu E., Capa-Aydin Y. (2012) Attitudes and Achievement in Statistics: A Meta-Analysis Study. *Statistics Education Research Journal*, vol. 11, no 2, pp. 95–102.
- Furnham A., Chamorro-Premuzic T., McDougall F. (2002) Personality, Cognitive Ability, and Beliefs about Intelligence as Predictors of Academic Performance. *Learning and Individual Differences*, vol. 14, no 1, pp. 47–64.
- Griffith J. D., Adams L. T., Gu L. L., Hart C. L., Nichols-Whitehead P. (2012) Students' Attitudes toward Statistics across the Disciplines: A Mixed-Methods Approach. *Statistics Education Research Journal*, vol. 11, no 2, pp. 45–56.
- Hedges L. V., Nowell A. (1995) Sex Differences in Mental Test Scores, Variability, and Numbers of High-Scoring Individuals. *Science*, iss. 269, pp. 41–45.
- Hidi S., Harackiewicz J. M. (2000) Motivating the Academically Unmotivated: A Critical Issue for the 21st Century. *Review of Educational Research*, vol. 70, no 2, pp. 151–179.
- Hood M., Creed P. A., Neumann D. L. (2012) Using the Expectancy Value Model of Motivation to Understand the Relationship between Student Attitudes and Achievement in Statistics. *Statistics Education Research Journal*, vol. 11, no 2, pp. 72–85.
- Hopko D. R., Mahadevan R., Bare R. L., Hunt M. K. (2003) The Abbreviated Math Anxiety Scale (AMAS) Construction, Validity, and Reliability. *Assessment*, vol. 10, no 2, pp. 178–182.
- Jacobs J. E., Lanza S., Osgood D. W., Eccles J. S., Wigfield A. (2004) Changes in Children's Self-Competence and Values: Gender and Domain Differences across Grades One through Twelve. *Child Development*, vol. 73, no 2, pp. 509–527.
- Kuncel N. R., Hezlett S. A., Ones D. S. (2001) A Comprehensive Meta-Analysis of the Predictive Validity of the Graduate Record Examinations: Implications for Graduate Student Selection and Performance. *Psychological Bulletin*, vol. 127, no 1, pp. 162–181.
- Lindberg S. M., Hyde J. S., Petersen J. L., Linn M. C. (2010) New Trends in Gender and Mathematics Performance: A Meta-Analysis. *Psychological Bulletin*, vol. 136, no 6, pp. 1123–1135.
- Meece J. L., Glienke B. B., Burg S. (2006) Gender and Motivation. *Journal of School Psychology*, vol. 44, no 5, pp. 351–373.
- Meece J. L., Wigfield A., Eccles J. S. (1990) Predictors of Math Anxiety and Its Consequences for Young Adolescents' Course Enrollment Intentions and Performances in Mathematics. *Journal of Educational Psychology*, vol. 82, no 1, pp. 60–70.

- Musabirov I., Sirotkin A. (2016) Spetsializatsiya "Analiz dannykh". Virtualnoe obrazovatelnoe okruzhenie s podderzhkoy sredstv obrazovatelnoy analitiki [Data Science Specialization: Virtual Learning Environment Supported by Learning Analytics Tools]. *Kompyuternye instrumenty v obrazovanii* [Technology Tools in Education] (in print).
- Muthén L. K., Muthén B. O. (1998–2012) *Mplus User's Guide*. Los Angeles: Muthén & Muthén.
- Nasledov A. (2012) *IBM SPSS Statistics 20 i AMOS: professionalny statisticheskiy analiz dannykh* [IBM SPSS Statistics 20 & AMOS: Professional Tools for Statistical Data Analysis]. St. Petersburg: Piter.
- Peng Y., Hong E., Mason E. (2014) Motivational and Cognitive Test-Taking Strategies and Their Influence on Test Performance in Mathematics. *Educational Research and Evaluation*, vol. 20, no 5, pp. 366–385.
- Pintrich P. R. (2003) A Motivational Science Perspective on the Role of Student Motivation in Learning and Teaching Contexts. *Journal of Educational Psychology*, vol. 95, no 4, pp. 667–686.
- Richardson M., Abraham C., Bond R. (2012) Psychological Correlates of University Students' Academic Performance: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Psychological Bulletin*, vol. 138, no 2, pp. 353–387.
- Ryan R. M., Deci E. L. (2000) Self-Determination Theory and the Facilitation of Intrinsic Motivation, Social Development, and Well-Being. *American Psychologist*, vol. 55, no 1, pp. 68.
- Schau C., Stevens J., Dauphinee T. L., Del Vecchio A. (1995) The Development and Validation of the Survey of Attitudes toward Statistics. *Educational and Psychological Measurement*, vol. 55, no 5, pp. 868–875.
- Simpkins S. D., Davis-Kean P. E., Eccles J. S. (2006) Math and Science Motivation: A Longitudinal Examination of the Links between Choices and Beliefs. *Developmental Psychology*, vol. 42, no 1, pp. 70–83.
- Siemens G., Baker R. S. (2012) Learning Analytics and Educational Data Mining: Towards Communication and Collaboration. Proceedings of the *2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Vancouver, BC, Canada, April 29–May 02, 2012*, pp. 252–254. Available at: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2330661> (accessed 20 October 2016).
- Simzar R. M., Martinez M., Rutherford T., Domina T., Conley A. M. (2015) Raising the Stakes: How Students' Motivation for Mathematics Associates with High- and Low-Stakes Test Achievement. *Learning and Individual Differences*, vol. 39, no 1, pp. 49–63.
- Trautwein U., Marsh H. W., Nagengast B., Ludtke O., Nagy G., Jonkmann K. (2012) Probing for the Multiplicative Term in Modern Expectancy–Value Theory: A Latent Interaction Modeling Study. *Journal of Educational Psychology*, vol. 104, no 3, pp. 763–777.
- Wentzel K., Wigfield A. (ed.). (2009) *Handbook of Motivation at School*. New York: Routledge.
- Wigfield A., Eccles J. S. (2000) Expectancy-Value Theory of Achievement Motivation. *Contemporary Educational Psychology*, vol. 25, no 1, pp. 68–81.