УДК 519.24

DOI: 10.25559/SITITO.14.201804.815-822

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГРУППЫ РИСКА ПО УСПЕВАЕМОСТИ СТУДЕНТОВ ПЕРВОГО КУРСА

С.В. Русаков, О.Л. Русакова, К.А. Посохина Пермский государственный национальный исследовательский университет, г. Пермь, Россия

NEURAL NETWORK MODEL OF PREDICTING THE RISK GROUP FOR THE ACCESSION OF STUDENTS OF THE FIRST COURSE

Sergey V. Rusakov, Olga L. Rusakova, Kristina A. Posokhina Perm State National Research University, Perm, Russia

© Русаков С.В., Русакова О.Л., Посохина К.А., 2018

Ключевые слова

Нейросетевая модель; факторы, влияющие на успеваемость; прогнозирование группы риска по успеваемости.

Аннотация

Многие вузы России сталкиваются с проблемой, когда абитуриенты, успешно сдавшие ЕГЭ по профильным дисциплинам, уже по итогам первого учебного периода становятся аутсайдерами. Особенно это касается специальностей, связанных с точными науками, в том числе ориентированными на подготовку ИТ-специалистов. Связь объема финансирования вуза с количеством обучающихся, а также сама возможность вести учебный процесс определяется аккредитацией вуза, успешное прохождение которой связано с рядом показателей. В число этих показателей входят минимальный проходной балл по единому государственному экзамену (ЕГЭ) и процент обучающихся по отношению к контрольным цифрам приема. Таким образом, учебная успеваемость в настоящее время является одной из самых актуальных проблем высшего образования. Выявление наиболее значимых факторов, оказывающих влияние на процесс и качество обучения является важной задачей многих исследований. Но важно иметь возможность делать прогноз об успешности обучения уже по информации, которую зачисленные на первый курс сообщают в своём личном деле. Это позволит уже с первых дней пребывания студента в вузе уделять больше внимания со стороны тьюторов и преподавателей тем из них, кто попадает в группу риска. В данной статье предлагается нейросетевая модель прогнозирования группы риска по успеваемости студентов Пермского государственного национального исследовательского университета направления «Прикладная математика и информатика» по результатам вступительных испытаний, итогам первого учебного периода (триместра) и ряду других факторов.

Keywords

Neural network model; factors affecting learning achievement; risk group projection.

Abstract

Many Russian universities face the problem when applicants who successfully passed a single state examination in core disciplines become outsiders as a result of the first academic period. Especially it concerns the specialties connected with the exact sciences, including those focused on the training of IT specialists. The relationship between the amount of funding the university and the number of students, as well as the opportunity to conduct the educational process itself, is determined by the accreditation of the university, the successful passage of which is related to a number of indicators. These indicators include the minimum passing grade for the unified state exam (USE) and the percentage of students in relation to the admission control numbers. Thus, academic achievement is currently one of the most pressing problems of higher education. Identifying the most significant factors that affect the process and quality of training is

Об авторах:

Русаков Сергей Владимирович, доктор физико-математических наук, профессор, заведующий кафедрой прикладной математики и информатики, Пермский государственный национальный исследовательский университет (614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, д. 15), ORCID: http://orcid.org/0000-0001-6862-1100, rusakov-edu@mail.ru

Русакова Ольга Леонидовна, кандидат физико-математических наук, доцент, кафедра прикладной математики и информатики, Пермский государственный национальный исследовательский университет (614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, д. 15), ORCID: http://orcid.org/0000-0003-0880-6925, rol58@yandex.ru

Посохина Кристина Андреевна, магистрант, Пермский государственный национальный исследовательский университет (614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, д. 15), ORCID: http://orcid.org/0000-0003-1597-0037, posokhina-kr@mail.ru



an important task of many studies. It is important to be able to make a forecast about the success of the training already based on the information that people entering the first year report in their personal files. This will allow from the first days of the student's stay in the university to pay more attention from tutors and teachers to those of them who fall into the risk group. In this article, we propose a neural network model for predicting the risk group for the progress of students of the Perm State National Research University in the field of Applied Mathematics and Informatics based on the results of the introductory tests, the results of the first academic period (trimester), and a number of other factors.

Введение

Обсуждении факторов, которые оказывают влияние на успеваемость студентов, большинство исследований сводят к обсуждению влияния результатов ЕГЭ.

В работе [1] авторы пришли к выводу, что в процессе обучения влияние результатов ЕГЭ на успеваемость уменьшается с каждым модулем (исследование проводилось с использование данных о студентах МИЭМ НИУ ВШЭ). В конечном счете, взаимосвязь становится слабой, либо вовсе не прослеживается.

В работе [2] авторы объяснили такой феномен тем, что первокурсник в начале обучения проходит адаптацию к новым условиям обучения. В первый год, в основном изучаются базовые предметы, которые основаны на школьных знаниях. Предметы на более старших курсах содержат профессиональную направленность. За время их изучения студент может поменять свое отношение к учебе, как в положительную, так и в отрицательную сторону вне зависимости от его успехов в школе и результатов выпускной аттестации.

В работе [3] описаны аналогичные исследования, проведенные на базе МИЭФ НИУ ВШЭ. Они показали, что результаты ЕГЭ по математике, английскому и русскому языку оказывают влияние на успеваемость студентов на протяжении трех лет об-

Помимо ЕГЭ на успеваемость студента авторы работы [4] рассматривали, влияние характеристики школ, в частности, специализация школы, качество школьного образования. В ходе исследования было доказано, что студенты из школ с высоким средним баллом ЕГЭ по математике учатся в среднем лучше, чем студенты из школ с низким средним баллом ЕГЭ по математике (на уровне значимости 0.05). А также, студенты из селективных школ с баллом ЕГЭ по математике ниже среднего по школе имеют более интенсивный прирост рейтинговых баллов, чем студенты селективных школ, учившиеся выше среднего.

В исследовании [5] была выполнена успешная попытка оценить связь успеваемости в школьный период с вузовской успеваемостью первокурсников. Были обнаружены значимые коэффициенты корреляции Пирсона между оценками ученика в период 10–11-х классов с успеваемостью в вузе. Но стоит отметить, что ни один из показателей не превысил 0.3, что является свидетельством все-таки слабой связи между оценками в старшей школе и в вузе.

Во время обсуждения введение ЕГЭ, заменивший систему двойных экзаменов, одним из основных аргументов было повышение доступности высшего образования и обеспечения равенств доступа к нему. Сторонники ЕГЭ предполагали, что снижение затрат, связанных с подачей документов, с подготовкой к поступлению в вуз, позволят абитуриентам из менее обеспеченных слоев населения иметь больше возможностей доступа к высшему образованию.

Результаты исследования [6], посвящённые вопросу взаи-

мосвязи успеваемости абитуриента с материальным положением семья, позволяют судить о том, что материальное положение семьи является значимым фактором, определяющим успеваемость. Авторы работы обнаружили положительную взаимосвязь между уровнем дохода и результатами абитуриента в ЕГЭ по русскому языку, математике и средним баллом ЕГЭ. Основываясь на данном результате можно предположить, что существует также положительная взаимосвязь между успеваемостью студента-первокурсника с материальным положением семьи.

Авторы [7] обобщили исследования до обсуждения взаимосвязи динамики успеваемости студентов в различных типах родительских семей и пришли к нескольким интересным выводам:

- успеваемость студентов из малодетных семей значительно выше, чем многодетных;
- 52% студентов, находящихся под контролем родителей обучаются на «хорошо» и «отлично», 30% на «хорошо» и «удовлетворительно» и 18% учатся на «удовлетворительно» и с долгами;
- среди студентов из малообеспеченных семей обучается на «хорошо» и «удовлетворительно» 85%, на «отлично» 5% и учатся с долгами 10%.

Авторы работы [8] взяли для изучения успеваемости студентов первого курса условия довузовского обучения, места проживания во время учебы в вузе и социального статуса родителей. Анализируя влияние социального статуса родителей на успеваемость, выборку данных поделили на пять групп: предприниматель, пенсионер, фермер, рабочий, госслужащий. Авторы установили в ходе исследования, что лучшую успеваемость имеют дети госслужащих, рабочих, фермеров, пенсионеров, а наихудшую дети предпринимателей. Авторы считают, что такие результаты объясняются тем, что студенты из семей предпринимателей, не стеснены в материальных благах и возможно меньше мотивированы к обучению. В тоже время, студенты из малообеспеченных семей наиболее мотивированы к учебе, с целью получить престижную профессию и улучшить материальное положение. Успехи студентов из семей госслужащих, возможно, связаны с тем, что родители могут больше уделять внимание детям из-за четкого регламента рабочего дня.

Необходимо отметить, что на успешность обучения оказывают существенное влияние индивидуальные психологические особенности студента. Автор работы [9] высказал мнение, что основным фактором, который оказывает основное влияние на успешность учебной деятельности, является не отдельные психические качества личности, а их обобщенная структура, в которой главную роль играют волевые качества человека. Имеется ввиду ситуация, когда студент может совершать действие, которое изначально было недостаточно мотивировано. Чтобы выявить наиболее значимые для студентов мотивы обучения, авторы использовали методику А. А. Реана и В. А. Якунина. По итогам работы автор сделал вывод, что на сегодняшний день основными мотивационными факторами для студента являются

само получение диплома, получение стипендии и обеспечение успешности будущей профессиональной деятельности. Параметрами, которые наименее мотивируют студентов стали такие показатели как готовность к занятиям, возможность показать пример сокурсникам и избежать осуждения и наказания за плохую учебу. В статье [10] авторы исследуют влияние на успеваемость национального менталитета.

Аналогичное исследование [11] проведено в рамках изучения двух основных факторов - внутренняя мотивация и уровень интеллекта, которые по мнению авторов оказывают наибольшее воздействие на успешность учебной деятельности.

Учеба в высшем учебном заведении имеет свою специфику, так как учебно-воспитательный процесс в вузе строится иначе, чем в школе. В связи с этим фактом особо актуальным является формирование эмоциональной стороны отношений в системе «преподаватель - студент». Такой эмоциональный фактор может существенно повышать эффективность учебного процесса. Поэтому со стороны преподавателя очень важно обладать личностными качествами, которые являются очень нужными для успешного взаимодействия со студентами. Одним из таких профессионально-значимых качеств преподавателя является эмпатия, которая способна сделать процесс общения и взаимодействия преподавателя со студентами эмоционально комфортным.

Автор работы [12] в своем исследовании изучает влияние педагогической эмпатии на академическую успеваемость студентов высших учебных заведений на базе ФГБОУ ВПО «Забай-кальский государственный гуманитарно-педагогический университет им. Н.Г. Чернышевского» (г. Чита). В ходе своего исследования автор выявил роль и характер влияния педагогической эмпатии преподавателя на академическую успеваемость студентов. Существует связь между уровнем развития педагогической эмпатии преподавателей и успеваемостью студентов. Эмпатия, проявляемая преподавателем, способствует повышению академической успеваемости студентов, которая отражается в оценке.

С точки зрения современной педагогики некоторые факторы, оказывающие влияние на успеваемость студентов, казавшиеся раньше не существенными, на которые практически совсем не обращали внимания, становятся в современном мире важными и актуальными. На пример, факторы сохранения здоровья обучающихся. Авторы [13] изучили степень влияния биологических ритмов студентов на их успеваемость в период сессии.

Исследователи в ходе своей работы установили, что между всеми результатами сдачи экзаменов и благоприятными днями студентов университета существуют прямые связи. Из этого можно сделать вывод, что при равных условиях сдачи экзамена на протяжении всей сессии по отдельному предмету, лучших оценок добивались студенты с благоприятным биоритмическим типом, а студенты с неблагоприятными биоритмами в этот день терпели неудачу в течении всего дня.

Студенческая жизнь полна чрезвычайных и стрессовых ситуаций, поэтому студенты часто испытывают стресс и нервно-психическое напряжение. Чаще всего причиной стрессов у студентов являются большой поток информации, пробелы в изучении материала (пропуски занятий, непонимания материала) и конечно же сессии. Автор работы [14] задался целью изучить влияние стресса на успеваемость студентов во время экзаменационной сессии. Исследование было проведено с помощью анкетирования студентов факультетов ФКиС (факультет физической культуры и спорта) и СПиП (факультет социальной педагогики и

психологии) ВГУ имени П.М. Машерова.

Проведенное исследование выявило, что страх перед экзаменами негативно влияет на организм студента и затрагивает все системы организма: нервную, сердечно-сосудистую, иммунную. Данное пагубное влияние стресса на здоровье студентов оказывает сильнейшее воздействие на успеваемость студентов. Студент со слабой стрессоустойчивости показывает результаты на экзаменах значительно ниже, студента с высокой стрессоустойчивостью.

Многими исследованиями доказано, что нехватка физических нагрузок, постоянное нервно-психическое перенапряжение и хроническое умственное переутомление, которым подвергаются все студенты, а особенно в первый год обучения вызывают снижение работоспособности, умственной деятельности. Данные последствия усугубляются отсутствием физической разрядки.

Интересный подход по повышению успеваемости студентов описан в работе [15]. В данной статье автор исследуют возможность улучшения учебной успеваемости и повышение уровня здоровья студенток вуза посредством вовлечения студенток в занятия черлидингом. Исследование проводилось в период с сентября 2013 г. по январь 2016 г. на базе АмГУ. Таким образом, данные можно назвать «современными» и отражающими текущее положение уровня физического здоровья студентов и приоритетности интересов. После исследования данных об успеваемости студенток до занятий спортом и после, автор пришла к следующему выводу: занятия по программе, оказали положительное воздействие на здоровье и учебную успеваемость студенток. Это доказывает тот факт, что в экспериментальной группе произошли положительные изменения, а именно количество пропущенных занятий по болезни снизилось, а успеваемость стала лостоверно выше.

Высшее образование, особенно классическое, характеризуется фундаментальными дисциплинами, изучение которых чаще всего проходит по устоявшимся материалам, книгам, подходах. Эти подходы основаны на прослушиваниях лекций аналитического характера в условиях синхронного группового обучетия

Современный же мир стремится к интерактивности. Это понятие в данном случае применяется даже не в смысле обучения с использованием информационно-компьютерных технологий, а работа в малых группах (команде), проектная технология, анализ конкретных ситуаций (case study), проблемное обучение, ролевые и деловые игры, то есть организация включенности в процесс познания всех студентов группы. Студенты хотят получать современные знания, которые востребованы на практике. Если же дисциплины являются фундаментальными, то по исследованию, приведенному в работе [16] привлечение инновационных методов позволило значительно интенсифицировать процесс изучения материала, повысить успеваемость (примерно на 30-34%), повысить мотивацию к изучению студентами данной дисциплины, значительно снизить (практически до нуля) процент неудовлетворительных оценок.

Объединяя все выше сказанное о факторах, оказывающих влияние на успеваемость студентов, можно привести следующую классификацию:

- факторы, связанные с подготовкой к поступлению:
 - балл за Единый государственный экзамен;
 - довузовская образовательная среда;
- социальные:



- состав и благополучие семьи;
- место проживание на время обучения в ВУЗе;
- психологические:
 - мотивация;
 - стрессоустойчивость;
 - лидерские качества и т.п.
- физическое здоровье;
- факторы, связанные с учебой в ВУЗе:
 - эмпатия к преподавателям:
 - подходы, используемые в преподавании;
 - престижность будущей профессии.

Взаимосвязь ряда перечисленных факторов на успеваемость студентов в основном исследуется статистическими методами. Так, например, в работах [17-22] используются методы многомерного статистического анализа (корреляционный, регрессионный, дискриминантный и кластерный анализы), которые в определенном смысле позволяют «классифицировать» студентов по уровню успеваемости. Нейронные сети также используются при решении подобных задач (см. например, [23-24]). В то же время, в указанных выше работах анализируются данные студентов на старших курса, учитывая при этом их успеваемость в предыдущих учебных модулях. Поэтому задач прогнозирования «успешности» студента-первокурсника, о способностях и отношении к учебе которого в ВУЗе ещё неизвестно, является весьма актуальной.

Построение нейросетевой модели

Предлагаемое исследование проведено в рамках направления «Прикладная математика и информатика» в Пермском государственном национальном исследовательском университете (ПГНИУ). Это направление характеризуется массовым набором (более 85 бюджетных мест) и многолетними традициями подготовки (с 1971 года). К сожалению, данное направление также характеризуется высоким уровнем отсева. К примеру, в таблица 1 представлено количество отчисленных студентов по итогам первого триместра (сентябрь-декабрь) 2014-2016 годов.

Таблица 1. Количество отчисленных студентов по итогам первого триместра Table 1. Number of expelled students in the first trimester

	Год	Количеств	Количество	Процент
		поступивших	отчисленных	отчисленных
l		студентов	студентов	студентов
	2014	99	23	23,23%
	2015	86	27	31,39%
	2016	89	27	30,33%

Откуда видно, что результаты отсева кратно превышают «допускаемые» 10% за учебный год.

В качестве объекта исследования и построения модели были выбраны студенты первого курса бакалавриата, наборов 2014, 2015 и 2016 годов, направления «Прикладная математика и информатика» механико-математического факультета ПГНИУ. Данные о студентах были получены из единой телеинформационной системы (ЕТИС) ПГНИУ в обезличенном виде, в силу требований федерального закона РФ от 27 июля 2006 года № 152-ФЗ «О персональных данных». Эта информация по каждому студенту была дополнена итогами промежуточной аттестации (зимняя сессия).

Для текущего анализа были отобраны входные параметры, представленные в таблице 2.

Таблица 2. Входные параметры
Table 2. Input parameters

	rable 2. Hiput parameters				
Nº	Расшифровка	Значения			
X1	ЕГЭ по математике	Количество баллов, полученных за ЕГЭ по			
		дисциплине «Математика»			
X2	ЕГЭ по русскому языку	Количество баллов, полученных за ЕГЭ по			
		дисциплине «Русский язык»			
Х3	ЕГЭ по информатике	Количество баллов, полученных за ЕГЭ по			
		дисциплине «Информатика»			
X4	Город образовательного	0 – Пермь, 1 – другое			
	учреждения				
X5	Форма обучения	0 – бюджет, 1 – договор			
Х6	Преподаватель по	4.33 – Преподаватель №1, 2.98 –			
	дисциплине «Алгебра	Преподаватель №2, 2.8 – Преподаватель №3,			
	и аналитическая	4.92 – Преподаватель №4,			
	геометрия»	3.5 – Преподаватель №5, 3.7 –			
		Преподаватель №6			
X7	Преподаватель	4 – Преподаватель №1, 3.23 – Преподаватель			
	по дисциплине	№2,			
	«Алгоритмизация и	4.7 – Преподаватель №3.			
	программирование»				
X8	Преподаватель	4.58 – Преподаватель №1, 3.67 –			
	по дисциплине	Преподаватель №2, 2.7 – Преподаватель №3			
	«Математический анализ»				
X9	Язык, изучаемый в школе	0 – другой, 1 – английский			
X10	Повторное поступление	0 – поступление на направление			
		«Прикладная математика и информатика»			
		осуществляется первый раз,			
		1 – поступление на направление			
		«Прикладная математика и информатика»			
		уже было в предыдущие года			
X11	Возраст	Количество полных лет на момент			
		поступления			
X12		0 – женский, 1 – мужской			
X13	Проживание дома	0 – проживание не по прописке,			
***		1 – проживание по прописке			
X14	Проживание в общежитии	0 – проживание не в общежитие,			
374 5	D.	1 – проживание в общежитии			
X15	Время, затраченное на	Среднее количество минут, затрачиваемое			
	дорогу до Университета	на дорогу от места проживания до			
X74.C		Университета			
X16	Учебное заведение	0 – СОШ и другие,			
		1 - Лицей/Гимназия/Специализированные			
****		школы			
X17	Получение соц. стипендии	0 – студент не получает соц. стипендию,			
		1 – студент получает соц. стипендию			

Выбор таких входных параметров обусловлен тем, что они максимально позволяют описать первокурсника и все содержаться в личном деле, которое составляется на абитуриента при поступлении. Стоит отметить, что отбор данных входных параметров производился на основе литературного обзора о факторах, оказывающих влияние на успеваемость студентов. К сожалению, психологические факторы и физическое состояние здоровья первокурсников в начале их учебы в университете учесть не удалось в силу отсутствия необходимой информации в полном объеме, хотя выборочное исследование проведенное в ПГНИУ в 2016 году показало заметное влияние этих факторов [25].

Параметры X1 – X5, X9, X10 отражают факторы, связанные с поступление в ВУЗ. Параметры X6 – X8 содержат информацию о преподавателях, проводившие практические занятия в группах. Данные были взяты из открытого источника «Профессор Рейтинг», который является ведущим интернет сайтом России с рейтингом вузов и преподавателей России, Украины, Казахстана и Беларуси.

Параметры X11-X17 отражают социальные факторы.

Результатом работы нейронной сети являлось значение бинарной величины Y, характеризующий попадание или не попадание студента в группу риска (Y=0 –не попадает, Y=1 – попадает). Таким образом, использование обученной нейронной сети (нейросетевой модели) позволяет прогнозировать попадание

студентов в группу риска. Необходимо отметить, что в первом учебном модуле (триместре) «успешность» студента определяется его успеваемостью по трем базовым дисциплинам: «Математический анализ», «Алгебра и геометрия», «Алгоритмизация и программирование».

Для построения нейронных сетей был использован продукт STATISTICA Automated Neural Networks системы STATISTICA Enterprise (студенческая версия), который предлагает множество возможностей.

Этапами создания нейронных сетей являются:

- 1. *Формирование примеров*. Все множество примеров разбивают на обучающее, тестовое и контрольное.
- 2. Первоначальное проектирование сети. Выбор структуры персептрона
- 3. Обучение сети. Подобрать синоптические веса так, чтобы на каждый входной вектор множества обучающих примеров сеть выдавала вектор, минимально отличающийся от заданного выходного вектора.
- 4. *Проверка и оптимизация сети*. Производится на тестовом и контрольном множестве примеров, т. е. на тех примерах, которые не были использованы при обучении сети.

Инструмент «Автоматизированная нейронная сеть (АНС)» этапы под номерами два, три, четыре выполняет автоматически и выбирает наилучшие сети. Пакет Statistica предоставляет три метода формирования подвыборок:

- случайные подвыборки;
- бутсреп;
- пользовательские подвыборки.

Основываясь на этих методах и были произведены последующие построения нейронных сетей. С учетом того, что некоторые значения параметров встречаются относительно редко (например, из 274 студентов только 13 не изучали в школе английский язык) наиболее эффективным оказался способ «пользовательских подвыборок», то есть данные были разбиты на обучающую, тестовую и контрольную выборку вручную. Описание модели, построенных на специально отобранных подвыборках представлен в таблица 3.

Таблица 3. Итоги моделей на пользовательских подвыборках
Table 3. Models Results on user subsamples

Table 5. Models Results on user subsamples		
Архитектура	MLP 35-14-2	
Производительность обучения	95,83	
Контр. Производительность	80,0	
Тестовая производительность	80,00	
Алгоритм обучения	BFGS 15	
Функция ошибки	Сум. квадр.	
Функция активных скрытых нейронов	Гиперболическая	
Функция активных выходных нейронов	Гиперболическая	

Объем выборки, используемый при построении нейросетевой модели составлял 274 объекта (студента), что может быть недостаточно для обучения сети, при используемом числе параметров. Поэтому было принято решение выполнить аугментацию данных. Аугментация данных – это методика создания дополнительных обучающих данных из имеющихся данных.

В исходных данных имеются три атрибута, связанные с единым государственным экзаменом, которые могут принимать значения от 40 (проходной балл для поступления на механико-математический факультет) до 100. Поэтому было принято решение создавать дополнительные данные с помощью варьирования баллов ЕГЭ. То есть к каждому баллу ЕГЭ по равномерному закону распределения добавлялись значения -1; 0; 1. Таким образом получалась выборка, состоящая из 548 примеров. Было получено 10 таких выборок из 548 примеров и на основе их были построены нейронные сети.

Все полученные нейросетевые модели проверялись на студентах набора 2017/2018 учебного года. Исследования по-казали, что полученные в результате аугментации данных нейросетевые модели дают прогноз по группе риска практически не отличающийся от результатов базовой модели, которые и обсуждаются ниже. Это свидетельствует об устойчивости полученной модели к случайным небольшим изменениям значений этих факторов.

Для оценки качества прогноза использовались понятия ошибок первого и второго рода возникающих при проверке статистических гипотез:

- ошибкой первого рода называется ошибка, состоящая в опровержении верной гипотезы;
- ошибкой второго рода называется ошибка, состоящая в принятии ложной гипотезы.

Таблица 4. Результаты сети, обученной по пользовательским выборкам Table 4. Reeeesults of user-trained network

	Отчислен	Не отчислен
Прогноз «Отчислен»	8 (9,30%)	9 (10,46%)
Прогноз «Не отчислен»	9 (10,46%)	60 (69,76%)

Ошибка первого рода равна 10,46%, ошибка второго рода 10,46%, Общая ошибка сети 20,93%

В пакете STATISTICA Automated Neural Networks имеется возможность построить таблицу чувствительности входных показателей. Чем выше значение чувствительности показателя, тем большее влияние он оказывает на значение выходной переменной.

Таблица 5. Чувствительность входных показателей Table 5. Input Sensitivity

Nº	Наименование показателя	Значение
1	ЕГЭ по математике	5,991
2	Проживание в общежитии	3,101
3	Язык, изучаемый в школе	3,061
4	Получение соц. стипендии	2,217
5	Форма обучения	1,549
6	Учебное заведение	1,424
7	ЕГЭ по русскому языку	1,322
8	ЕГЭ по информатике	1,025
9	Время, затраченное на дорогу до Университета	0,796
10	Преподаватель по дисциплине «Математический анализ»	0,692
11	Возраст	0,645
12	Город образовательного учреждения	0,632
13	Повторное поступление	0,600
14	Проживание дома	0,533
15	Преподаватель по дисциплине «Алгебра и аналитическая геометрия»	0,076
16	Пол	0,011
17	Преподаватель по дисциплине «Алгоритмизация и программирование»	0,009



Последние три параметра «Преподаватель по дисциплине «Алгебра и аналитическая геометрия», «Пол» и «Преподаватель по дисциплине «Алгоритмизация и программирование»» имеют значение чувствительности меньше 0.1, что говорит о том, что они практически не оказывают влияние на результат исследования. Такой результат может означать, что преподаватели этих дисциплин механико-математическом факультете одинаково квалифицированы и беспристрастны, а также несущественны на этом этапе обучения гендерные различия.

Анализируя Таблицу 5 можно «нарисовать портрет» студента, кандидата на попадание в группу риска: имеет невысокий балл ЕГЭ по математике, проживает в общежитии, учился не в г. Перми, не изучал в школе английский язык, получает социальную стипендию.

Данная информация может быть полезна для тьюторов (эта должность введена на механико-математическом факультете в 2015 году), преподавателей ведущими занятия, сотрудникам деканата с целью персональной работы с первокурсниками для снижения уровня отчисления по итогам первого триместра.

Заключение

Проведенное исследование показало, что для использованного набора исходных данных нейросетевая модель позволяет строить вполне удовлетворительный прогноз группы риска по успеваемости за первый учебный модуль студентов первого курса. При этом очевидно, что для получения более точного прогноза необходимо привлечение дополнительных факторов, в первую очередь отражающих психо-физические данные конкретных студентов.

Список использованных источников

- [1] Ерохина Е.А., Хруслова Д.В. Влияние результатов ЕГЭ на успеваемость студентов ВУЗ // Информационные технологии в науке, образовании и управлении. Москва, 2016. С. 265-272. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=26377412 (дата обращения: 12.07.2018).
- [2] Щеголева Л.В., Суровцова Т.Г. Результаты ЕГЭ и успеваемость студентов первого курса // Непрерывное образование: XXI век. 2015. № 4(12). С. 33-41. URL: https:// elibrary.ru/item.asp?id=25144834 (дата обращения: 12.07.2018).
- [3] Земков О.О., Пересецкий А.А. ЕГЭ и академические успехи студентов бакалавриата МИЭФ НИУ ВШЭ // Прикладная эконометрика. 2013. № 2(30). С. 93-114. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=21306625 (дата обращения: 12.07.2018).
- [4] Попова Е.А., Шеина М.В. Успеваемость студентов: влияние школы // Современный университет между глобальными вызовами и локальными задачами. Москва, 2016. С. 183-187. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=29163022 (дата обращения: 12.07.2018).
- [5] Сапрыкина Т.А. О переходе «школа ВУЗ»: предикторы успеваемости студентов-первокурсников // Высшее образование в России. 2017. № 6. С. 76-87. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=29381639 (дата обращения: 12.07.2018).
- [6] Прахов И.А., Юдкевич М.М. Влияние дохода домохозяйств на результаты ЕГЭ и выбор вуза // Вопросы образова-

- ния. 2012. № 1. С. 126-147. DOI: 10.17323/1814-9545-2012-1-126-147
- [7] Татусь К.Ю., Кузьмина С.В. Влияние родительской семьи на успеваемость студентов // Молодой учёный. 2016. № 9-4(113). С. 69-72. URL: https://elibrary.ru/item. asp?id=26024089 (дата обращения: 12.07.2018).
- [8] Богданов Е.П., Суханов А.В. О прогнозировании успеваемости студентов по результатам ЕГЭ и атрибутам социального статуса // Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика. Т. 3, № 7-3. Воронеж, 2015. С. 382-386. DOI: 10.12737/15210
- [9] Воложанина А.А. Психологические факторы, влияющие на успеваемость студентов // Конкурентоспособность территорий. Екатеринбург, 2016. С. 52-56. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=28334590 (дата обращения: 12.07.2018).
- [10] Баловнева А.Н., Берестнева О.Г., Фисоченко О.Н. Влияние личностных особенностей иностранных и российских студентов на результаты обучения // Современные проблемы науки и образования. 2015. № 2. С. 450. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=24123283 (дата обращения: 12.07.2018).
- [11] Мажарова Е.А., Решетова О.В. Ведущий мотив учебной деятельности студентов достижение успеха // Вестник Оренбургского государственного университета. 2006. № 10-1. С. 4-11. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=11664413 (дата обращения: 12.07.2018).
- [12] Сутурина Ю.В. Роль эмпатии и алекситимии в педагогической деятельности преподавателей вуза // Гуманитарный вектор. 2010. № 2(22). С. 75-79. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=15122088 (дата обращения: 12.07.2018).
- [13] Повзун В., Повзун А. Биоритмологический подход к организации образовательного процесса в высшей школе // International conference on literature, languages, humanities and social sciences. Berlin, 2017. C. 84-103. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=30571668 (дата обращения: 12.07.2018).
- [14] Росляк Д.В. Влияние стресса на успеваемость студентов ФФКиС и ФСПиП во время экзаменационной сессии // Наука образованию, производству, экономике. Витебск: ВГУ имени П.М. Машерова, 2015. Т. 1. С. 368. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=23344517 (дата обращения: 12.07.2018).
- [15] Патрушева Л.В. Повышение уровня индивидуального здоровья и успеваемости студентов вуза средствами черлидинга // Вестник Амурского государственного университета. Серия: гуманитарные науки. 2016. № 74. С. 141-145. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=26552054 (дата обращения: 12.07.2018).
- [16] Дадян Э.Г. Методы и средства повышения эффективности учебного процесса // Мир науки. 2016, Т. 4, № 4. С. 10. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=27201946 (дата обращения: 12.07.2018).
- [17] Шевченко В.А. Прогнозирование успеваемости студентов на основе методов кластерного анализа // Вестник Харьковского национального автомобильно-дорожного университета. 2015. № 68. С. 15-18. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=24389474 (дата обращения: 12.07.2018).
- [18] Сосницкий В.Н., Потанин Н.И. Вероятностный подход к анализу успеваемости студентов // Фундаменталь-

- ные исследования. 2014. № 8-3. С. 734-738. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=21819727 (дата обращения: 12.07.2018).
- [19] Burton N.W., Ramist L. Predicting Success in College: SAT® Studies of Classes Graduating Since 1980 // Research Report No. 2001-2. College Entrance Examination Board, New York, 2001. 32 p. URL: https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED562836. pdf (дата обращения: 12.07.2018).
- [20] Elbadrawy A., Polyzou Ag., Ren Z., Sweeney M., Karypis G., Rangwala H. Predicting Student Performance Using Personalized Analytics // Computer. 2016. Vol. 49, issue 4. Pp. 61-69. DOI: 10.1109/MC.2016.119
- [21] Панова Н.Ф. Денисова Н.В. Классификация студентов по уровню успеваемости с помощью аппарата дискриминантного анализа // Вестник Оренбургского государственного университета. 2014. № 8(169). С.33-36. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=22251989 (дата обращения: 12.07.2018).
- [22] Лебедева Т.В., Цыпин А.П., Сидоренко В.С. Статистический анализ факторов, влияющих на успеваемость студентов российских вузов // Интеллект. Инновации. Инвестиции. 2016. № 9. С. 55-58. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=28846531 (дата обращения: 12.07.2018).
- [23] Ясинский И.Ф., Семенова М.Б. Опыт прогнозирования успеваемости студентов при помощи нейросетевой технологии // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. 2007. № 4. С. 1-4. URL: http://vestnik.ispu.ru/sites/vestnik.ispu.ru/files/publications/29-31. pdf (дата обращения: 12.07.2018).
- [24] Прошкина Е.Н., Балашова И.Ю. Анализ и прогнозирование успеваемости студентов на основе радиальной базисной нейронной сети // Технические науки: традиции и инновации. Казань: Молодой ученый, 2018. С. 24-28. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=32629327 (дата обращения: 12.07.2018).
- [25] Кузнецов А.Г., Русаков С.В., Жданова С.Ю. Особенности работы со студентами первого курса (из опыта работы механико-математического факультета Пермского государственного национального исследовательского университета) // Вестник Московского университета. Серия 20. Педагогическое образование. 2017. № 1. С. 99-110. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=28960594 (дата обращения: 12.07.2018).

Поступила 12.07.2018; принята в печать 10.10.2018; опубликована онлайн 10.12.2018.

References

- [1] Erokhina E.A., Khruslova D.V. Influence of USE results on students' academic progress. *Information Technologies in Science, Education and Management*. M.: 2016, pp. 265-272. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=26377412 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [2] Shchegoleva L.V., Surovtsova T.G. USE results and academic progress of first-year students. *Continuous Education: XXI Century.* 2015; 4(12):33-41. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=25144834 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [3] Zemkov O.O., Peresetsky A.A. EGE and academic successes of undergraduate students of ICEF NIU HSE. Applied Economet-

- rics. 2013; 2(30):93-114. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=21306625 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [4] Popova E.A., Sheina M.V. Student progress: the influence of the school. Modern University Between Global Challenges and Local Tasks. Moscow, 2016, pp. 183-187. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=29163022 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [5] Saprykina T.A. On the transition "school university": the predictors of academic progress of first-year students. Higher Education in Russia. 2017; 6:76-87. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=29381639 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [6] Prakhov I.A., Yudkevich M. The influence of household income on the results of the USE and the choice of the university. Issues of Education. 2012; 1:126-147. (In Russian) DOI: 10.17323/1814-9545-2012-1-126-147
- [7] Tatus K.Yu., Kuzmina S.V. Influence of the Parent's Family on Student Achievement. *Young Scientist*. 2016; 9-4(113):69-72. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=26024089 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [8] Bogdanov E.P., Sukhanov A.V. On the forecasting of student achievement by the results of USE and attributes of social status. Actual directions of scientific research of the XXI century: theory and practice. 2015; 3(7-3):382-386. (In Russian) DOI: 10.12737/15210
- [9] Volozhanina A.A. Psychological factors affecting students' progress. *Competitiveness of territories*. Ekaterinburg, 2016, pp. 52-56. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=28334590 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- Balovneva A.N., Berestneva O.G., Fisochenko O.N. Influence of personal characteristics of foreign and Russian students on learning outcomes. *Modern problems of science and education*. 2015; 2:450. Available at: https://elibrary.ru/item.as-p?id=24123283 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [11] Mazharova E.A., Reshetova O.V. The leading motive of students' academic activity is the achievement of success. *Bulletin of Orenburg State University*. 2006; 10-1:4-11. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=11664413 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [12] Suturina Yu.V. The role of empathy and alexithymia in pedagogical activity of university teachers. *Humanitarian vector*. 2010; 2(22):75-79. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=15122088 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [13] Povzun V., Povzun A. Biorythmological approach to the organization of the educational process in higher school. *International conference on literature, languages, humanities and social sciences.* Berlin, 2017, pp. 84-103. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=30571668 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [14] Roslyak D.V. The influence of stress on the progress of students FFKiS and FSPiP during the examination session. *Science Education, Production, Economics.* Vitebsk: VGU named after P.M. Masherova, 2015. Vol. 1, pp. 368. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=23344517 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [15] Patrusheva L.P. Raising the level of individual health and academic achievement of students by the means of cheerleading. *Bulletin of the Amur State University. Series: Humanities.* 2016; 74:141-145. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=26552054 (accessed 12.07.2018). (In Russian)





- [16] Dadyan E.G. Methods and means of increasing the effectiveness of the educational process. *The World of Science*. 2016; 4(4):10. Available at: https://elibrary.ru/item.as-p?id=27201946 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [17] Shevchenko V.A. Forecasting the progress of students on the basis of cluster analysis methods. *Vestnik of Kharkov National Automobile and Highway University*. 2015; 68:15-18. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=24389474 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [18] Sosnitsky V.N., Potanin N.I. Probabilistic approach to the analysis of students' progress. *Fundamental research*. 2014; 8-3:734-738. Available at: https://elibrary.ru/item.as-p?id=21819727 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [19] Burton N.W., Ramist L. Predicting Success in College: SAT® Studies of Classes Graduating Since 1980. Research Report No. 2001-2. College Entrance Examination Board, New York, 2001. 32 p. Available at: https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED562836.pdf (accessed 12.07.2018).
- [20] Elbadrawy A., Polyzou Ag., Ren Z., Sweeney M., Karypis G., Rangwala H. Predicting Student Performance Using Personalized Analytics. *Computer*. 2016; 49(4):61-69. DOI: 10.1109/MC.2016.119
- [21] Panova N.F. Denisova N.V. Classification of students by the level of academic achievement with the help of the apparatus of discriminant analysis. *Bulletin of the Orenburg State University*. 2014; 8(169):33-36. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=22251989 (accessed 12.07.2018). (In Russian)

- [22] Lebedeva T.V., Tsypin A.P., Sidorenko V.S. Statistical analysis of factors affecting the academic performance of students of Russian universities. *Intellect. Innovation. Investments*. 2016; 9:55-58. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=28846531 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [23] Yasinsky I.F., Semenova M.B. The experience of predicting students' progress with the help of neural network technology. *Vestnik IGEU*. 2007; 4:1-4. Available at: http://vestnik.ispu.ru/sites/vestnik.ispu.ru/files/publications/29-31.pdf (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [24] Proshkina E.N., Balashova I.Yu. Analysis and forecasting of students' progress on the basis of radial basic neural network. *Technical sciences: traditions and innovations*. Kazan: Young Scientist, 2018, pp. 24-28. Available at: https://elibrary.ru/item.asp?id=32629327 (accessed 12.07.2018). (In Russian)
- [25] Kuznetsov A.G., Rusakov S.V., Zhdanova S.Yu. Features of work with students of first year (From the experience of the Faculty of Mechanics and Mathematics. *The Moscow University Bulletin. Series 20. Pedagogical Education.* 2017; 1:99-110. Available at: URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=28960594 (accessed 12.07.2018). (In Russian)

Submitted 12.07.2018; revised 10.10.2018; published online 10.12.2018.

About the authors:

Sergey V. Rusakov, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor, Head of the Department of Applied Mathematics and Informatics, Perm State National Research University (15 Bukireva Str., Perm 614990, Russia), ORCID: http://orcid.org/0000-0001-6862-1100, rusakov-edu@mail.ru Olga L. Rusakova, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor of the Department of Applied Mathematics and Informatics, Perm State National Research University (15 Bukireva Str., Perm 614990, Russia), ORCID: http://orcid.org/0000-0003-0880-6925, rol58@yandex.ru Kristina A. Posokhina, master student, Perm State National Research University (15 Bukireva Str., Perm 614990, Russia), ORCID: http://orcid.org/0000-0003-1597-0037, posokhina-kr@mail.ru



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0), which permits unrestricted reuse, distribution, and reproduction in any medium provided the original work is properly cited.



Современные информационные технологии и ИТ-образование