

Гриневиц Виктория Валерьевна

студентка

Кирпикова Мария Александровна

студентка

Золотарюк Анатолий Васильевич

канд. техн. наук, доцент

ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве РФ»

г. Москва

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПОТЕНЦИАЛА СТУДЕНТОВ

***Аннотация:** в данной статье рассматриваются возможности нейросетевого прогнозирования успеваемости студентов на основе интеллектуального анализа довузовских факторов с применением аналитической платформы Deductor Studio, что может способствовать совершенствованию образовательного процесса в вузах и более качественному формированию у студентов профессиональных компетенций.*

***Ключевые слова:** нейронная сеть, нейросетевые технологии, прогнозирование успеваемости студентов.*

В современном российском обществе остро стоит проблема обеспечения трудоустройства выпускников вузов по специальности. Согласно последним данным Министерства образования и науки Российской Федерации, только 71,55% выпускников-бакалавров социологических факультетов находят работу по своей специальности [7]. Предположительно, это связано с тем фактом, что студенты во время обучения в университете не усваивают должным образом необходимые компетенции и впоследствии не могут реализовать себя в профессиональной сфере. Подготовка специалистов, соответствующих запросам рынка труда, в данном случае служит отражением степени выполнения вузами своих функций.

Уровень профессиональных компетенций выпускников вузов во многом определяется качеством студентов. В последние годы совершенствуется система отбора абитуриентов, принимаемых в вуз, проводятся исследования по оценке влияния результатов ЕГЭ на вузовскую успеваемость [6], анализируются проблемы вузовского образовательного процесса и пути их разрешения [1; 2; 4; 5]. В Финансовом университете предпринята попытка многофакторного прогнозирования учебных результатов студентов [3]. В основу данного исследования была положена гипотеза о возможности предсказания интеллектуального потенциала студентов-первокурсников в зависимости от довузовских факторов. Проверка гипотезы осуществлялась на выборке данных объемом около 220 записей о студентах первого курса университета за четыре последних года направления подготовки бакалавров 040100.62 (39.03.01) «Социология».

В качестве исходных (дovuзовских) факторов были определены школьная успеваемость, наличие медали, профиль класса, регион обучения, тип населенного пункта, пол, баллы ЕГЭ по математике и русскому языку, форма и условие зачисления в вуз. Результативным (вузовским) признаком был выбран рейтинговый балл по итогам сдачи одного из экзаменов базовой части математического и естественнонаучного цикла Федерального государственного образовательного стандарта высшего профессионального образования. Такой выбор объясняется тем, что, зачастую, с первого взгляда, происходит недооценка роли непрофильных предметов при подготовке специалистов в области социологии, которая выражается в низких пороговых баллах ЕГЭ по математике, а также в недостаточной продолжительности изучения в вузе математических и информационно-технологических дисциплин. Однако математические методы, как и информационные технологии, являются важным инструментарием современного социолога, и свободное владение навыками их использования повышает востребованность выпускника вуза на рынке труда.

Исследованию предшествовало определение параметров исходных (дovuзовских) факторов [3]:

X(1) – школьная успеваемость (1 – только на «отлично», 2 – на «хорошо» и «отлично», 3 – иная);

X(2) – окончание школы (1 – с медалью, 2 – без медали);

X(3) – профиль класса обучения (1 – лингвистический, 2 – математический, 3 – иной или его отсутствие);

X(4) – регион обучения (1 – московский, 2 – южный, 3 – остальная Россия);

X(5) – тип населенного пункта (1 – город-миллионер, 2 – крупный и средний город, 3 – малый город, поселок, село);

X(6) – пол (1 – мужской, 0 – женский);

X(7) – результат ЕГЭ по математике;

X(8) – результат ЕГЭ по русскому языку;

X(9) – условия поступления в вуз (1 – по результатам ЕГЭ, 2 – как победитель олимпиады, 3 – по целевому набору или вне конкурса);

X(10) – основа поступления в вуз (1 – бюджетная, 2 – коммерческая).

Результативным (вузовским) признаком Y(1) стал рейтинговый балл по 100-балльной шкале по итогам экзамена на первом курсе по дисциплине «Современные информационные технологии в социальных науках».

В качестве инструментария была выбрана аналитическая платформа интеллектуальной обработки и извлечения знаний Deductor Studio (© BaseGroup, г. Рязань).

Изначально, используя метод корреляционного анализа Пирсона, была выявлена взаимосвязь между входными и выходным полями данных, представленных студентами уже перешедших на старшие курсы. Было установлено, что результативный признак Y(1) коррелируется больше всего (в порядке убывания) с исходными значениями X(2), X(1), X(8), X(6) и X(7), однако взаимосвязь незначительная. С другими входными параметрами – X(3), X(4), X(5), X(9) и X(10) – связь практически отсутствует. При задании в качестве результативного признака рейтингового балла по дисциплинам «Линейная алгебра» и «Математический анализ» связь с исходными факторами X(1), X(2), X(7) была более существенной, что, впрочем, очевидно.

Учитывая сложную зависимость результативного признака от множества входных параметров, а в некоторых случаях – полное отсутствие связи между ними, для решения поставленной задачи прогнозирования был использован метод многослойных нейронных сетей. Исследования проводились при различной архитектуре и параметрах нейронной сети с целью определения наиболее приемлемых вариантов ее обучения и получения минимальных ошибок вероятностного прогноза. В конечном итоге была выбрана нейронная сеть с десятью входными нейронами, двумя скрытыми слоями с семью и четырьмя нейронами соответственно и одним нейроном в выходном слое.

По результатам нейробработки была сформирована таблица, содержащая исходные данные – значения $X(i)$, $i=1, 2, 3, \dots, 10$ и $Y(1)$, а также прогнозные (вероятностные) значения результативного признака $Y(1)_{OUT}$ и соответствующие ошибки в получении прогноза $Y(1)_{ERR}$. Как видно из рис. 1, в большинстве случаев прогнозные параметры практически совпадают с фактическими. Это свидетельствует об обученности нейросети и высоком качестве прогнозирования с помощью формы «Что-если», позволяющей предсказывать значения результативных признаков по новым данным входных факторов, а также графически отображать оценку влияния входных параметров на результат (рис. 2).

$Y(1)$	$Y(1)_{ERR}$	$Y(1)_{OUT}$
91	0,0305785363920329	82,2566401778217
86	0,000191604094210936	85,3078943465573
50	0,00204946011621797	52,2635481639552
86	0,000106228400397329	85,4846641861918
79	0,0070426591339284	74,8039723743973
76	0,028650940584943	84,4632943622656
51	0,000314611487911591	50,1131354557888
91	0,00825282339764409	86,4577474207052
87	0,000654883359170839	85,7204655542241
86	0,00078952690336106	84,5950739313392
91	0,0114240432792842	85,655834190614
71	5,77935774382199E-5	71,3801104360519
51	3,60545957533283E-8	51,0094940238773
70	0,00220111979501717	67,6541953432686
72	0,000419778763315564	73,0244251599258
50	0,0142481252951786	55,9682755665223

Рис. 1. Фрагмент таблицы с прогнозными значениями

Полученная в результате обработки диаграмма рассеяния (рис. 3) иллюстрирует степень обученности нейросети: в каком интервале прогнозные значения близки к реальным, какие данные не были распознаны в процессе обучения, что собой представляли обучающая и тестовая выборки.

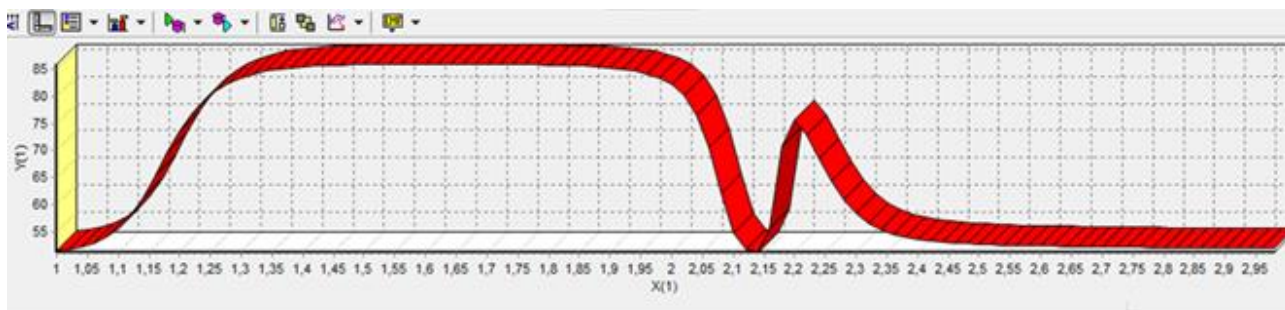


Рис. 2. Фрагмент формы «Что-если» с диаграммой изменения прогноза



Рис. 3. Диаграмма рассеяния

Прогнозные значения успеваемости вновь поступивших в университет студентов-первокурсников, полученные с помощью нейросети, проверялись с результатами сдачи ими соответствующего экзамена. Расхождения в основном не превышали 10%. Отдельные выбросы (в пределах до 40%) вполне согласуются с теорией.

Таким образом, использование нейросетевых технологий позволяет оценить интеллектуальный потенциал студентов, выявить на этапе поступления в вуз «пробелы» в знаниях, которые необходимо восполнить в процессе обучения

в университете (в случае низкого прогноза), обосновать необходимость совершенствования образовательного процесса в вузе с целью формирования у всех студентов набора требуемых профессиональных компетенций.

Список литературы

1. Гобарева Я.Л., Золотарюк А.В., Медведева М.Б. Проблемы образовательного процесса и их решение с применением облачных технологий // Валютное регулирование и валютный контроль. – 2015. – №5. – С. 55–62.

2. Золотарюк А.В. Комплексный интегральный подход оценивания знаний и компетенций как решение насущных проблем образовательного процесса // Развитие тестовых технологий как фактор повышения качества образования: Сборник научных статей / Под ред. О.В. Машниковой. – М.: Финансовый университет, 2012. – С. 61–64.

3. Золотарюк А.В., Садовникова Н.О., Черных Н.А. Прогнозирование результатов вузовской успеваемости абитуриентов // Новые информационные технологии в образовании: Сборник научных трудов 13-й международной научно-практической конференции «Технологии 1С для эффективного обучения и подготовки кадров в целях повышения производительности труда» 29 – 30 января 2013 г. / Под ред. проф. Д.В. Чистова. – Ч. 2. – М.: 1С-Паблишинг, 2013. – С. 75 – 80.

4. Золотарюк А.В., Фомичева Т.Л., Кижнер А.И. Модели взаимодействия преподавателей и студентов при реализации различных форм учебной деятельности. // Известия Института инженерной физики. – 2014. – №4 (34). – С. 47–50.

5. Золотарюк А.В., Фомичева Т.Л., Кижнер А.И. Роль облачных сервисов в формировании профессиональных информационно-технологических компетенций студентов. // Известия Института инженерной физики, 2015. №2 (36). – С. 96–100.

6. Польшин О.В. Прогнозирование успеваемости в вузе по результатам ЕГЭ // Прикладная эконометрия. – 2011. – №1 (21). – С. 56– 69.

7. Реестр вузов России: мониторинг трудоустройства выпускников [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://media.rspp.ru/document/1/c/5/c5a1415f5c8dad447e5179d3eb5f1a70.pdf>