

# Анализ влияния различных аспектов личности студента на академическую успеваемость

Н.В. Пустовалова  
Новосибирский государственный технический университет  
Новосибирск, Россия  
NVPustovalova@gmail.com

Т.В. Авдеевко  
Новосибирский государственный технический университет  
Новосибирск, Россия  
tavdeenko@mail.ru

**Аннотация**—В данной работе представлены результаты исследования датасета, сконструированного авторами для программной реализации компонентов персонализированной образовательной среды университета. Указанный набор данных получен авторами в результате тестирования психометрических характеристик студентов. В тестировании приняли участие 191 человек, учащиеся со 2-го по 4-ый курс Новосибирского государственного технического университета (НГТУ): 123 мужчины и 68 женщин в возрасте от 18 до 23 лет. После подготовки данных были построены регрессионные модели, в результате чего выявлено, что наиболее значимые предикторы — это «добросовестность» и «система торможения поведения». Эти же переменные оказались значимы при анализе совместного попарного влияния с категориальными предикторами «модальность», «стиль реагирования на изменения», «пол». Также была построена логистическая регрессия. Для этого студенты были разделены на две категории успеваемости.

**Ключевые слова**— персонализация, модель обучаемого, психометрические характеристики, образовательный контент, регрессионный анализ

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Один из ведущих трендов современного образования – персонализация [1, 2]. В [3] персонализация определяется как процесс, формирующий функциональность, интерфейс, информационное содержание или отличительные особенности системы, с целью повышения ее важности для индивида. Это одна из стратегий, позволяющих реализовать методологические подходы современной педагогики в контексте образовательного процесса [9]. Персонализированная образовательная среда (PLE – personal learning environment) один из инструментов воплощения данной стратегии. При этом такая среда может реализовывать и другие образовательные стратегии, сочетая их для усиления эффекта. В составе ее архитектуры часто присутствует модель обучаемого [4]. Модель обучаемого с концептуальной точки зрения описывает те навыки и умения, которые уже есть у индивида, а также те, которые должны быть в результате обучения. Современная точка зрения также предполагает, что модель обучаемого содержит информацию о личности студента [5]. Эти сведения позволяют рекомендовать предметные области и дисциплины с учетом особенностей личности и интересов, выбирать образовательные технологии и контент, соответствующий целям обучения. Персонализация, совместно с использованием специализированного контента, являются важнейшими стратегиями реализации PLE в университете. В предыдущих работах [7] мы исследовали вопрос, какие персональные параметры стоит принимать во внимание при рекомендации различных форм образовательного контента при функционировании PLE. Мы самостоятельно опередили набор характеристик,

описывающих личность обучаемого, включив в него три группы характеристик, значимых для создания PLE (когнитивные, личностные и мотивационные). Цель данной работы – исследовать имеющийся датасет более подробно для поиска более сложных зависимостей между персональными характеристиками студентов и их академической успеваемостью. В том числе, проанализировать совместное влияние характеристик личности на академический результат.

## 2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И ОПИСАНИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

В качестве входных данных для «модели обучаемого» используются результаты нескольких психометрических тестов. Для оценки когнитивных особенностей тест структуры интеллекта Амтхауэра, прогрессивные матрицы Равена, тест на определение модальности. В датасет были добавлены результаты теста для оценки стиля реагирования на изменения. Для оценки личностных характеристик — результаты тестов «Большая пятерка», тест Бачард на определение эмоционального интеллекта. Для оценки мотивационных характеристик используются русскоязычная адаптация опросника Грэя-Уилсона, а также тесты Элерса на стремление к достижениям и избеганию неудач. Итоговые баллы за каждый тест или за каждый из субтестов представляют в модели отдельную независимую переменную. В качестве зависимой переменной в исследовании выступает академическая успеваемость, которая рассчитывается как балл по шкале ECTS без учета пересдач, полученный за сдачу экзаменов, зачетов и курсовых. Кроме того, отдельно были рассчитаны средний балл по математическим предметам, предметам профессионального цикла и гуманитарным дисциплинам.

После необходимых проверок [14], используя язык программирования R, были построены регрессионные модели. Статистически незначимые предикторы пошагово исключались с контролем значений F-statistic и R-squared всей модели. При построении моделей сначала в качестве зависимой переменной (переменной отклика) была определена переменная AVG, которая содержит средний балл ECTS за все учебные дисциплины и виды деятельности без учета пересдач. Затем были построены модели, где в качестве переменной отклика по очереди выступают AVM, AVW, AVH (средний балл по математическим, профессиональным и гуманитарным дисциплинам соответственно). В таблице I указаны коэффициенты для полученных регрессионных моделей.

Таблица I. Коэффициенты Для Зависимых и Независимых Переменных

Y	$\beta_0$	iq3	iq4	iq6	riq E	Co ns	Ne uro	BIS	Suc Beh
AVG	75,555	1,92	-	1,808	-	2,764	-	2,208	-
AVM	72,45	2,776	-	1,3	-	2,897	-	2,025	-

Y	$\beta_0$	iq3	iq4	iq6	riq E	Cons	Neuro	BIS	Suc Beh
AVW	79,953	-	1,743	2,464	-	-	-2,42	2,568	2,022
AVH	75,904	-	2,034	-	1,803	2,285	-	2,273	-

Предположительно некоторые переменные могут оказывать влияние не по отдельности, а в комплексе. Оценив влияние отдельных предикторов на академическую успеваемость, мы проанализировали совместное влияние на нее пары предикторов, один из которых категориальный (таблица II). Кроме того, была построена логистическая регрессия. В этом случае мы поделили студентов по формальному признаку (сдача сессии в срок и без оценки «неудовлетворительно») на успевающих и неуспевающих.

### 3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для подтверждения результатов, полученных ранее, мы дополнили имевшуюся ранее выборку, включив в нее новые наблюдения и дополнительные переменные регрессоры. Полученные в результате многомерного регрессионного анализа модели, говорят о наличии зависимостей между индивидуальными особенностями студентов (когнитивных, персональных и мотивационных) и академической успеваемостью. Предиктор Cons – добросовестность (опросник «Большая 5») отражает такую важную черту, как уверенность в себе и стремление к достижению результата. Так же определенно важны когнитивные способности индивида, в частности те, которые отражают владение языком, индукцию, дедукцию. Во всех моделях присутствует предиктор BIS (behavioral inhibition system – система торможения поведения), связанный с отрицательной мотивацией, а именно боязнью наказания и провала. При этом есть различия в тех факторах, которые влияют на успеваемость по категориям дисциплин. Было выявлено совместное влияние некоторых предикторов на успеваемость. Хотя стоит отметить, что это совместное влияние было выявлено с переменными Cons и BIS. Которые значимы и в основных моделях регрессионного анализа.

Таблица II. ПАРЫ ПРЕДИКТОРОВ, ОКАЗЫВАЮЩИХ СОВМЕСТНОЕ ВЛИЯНИЕ НА УСПЕВАЕМОСТЬ

Пара переменных	Значимые связи
BIS * Modality (AVG)	Modality_Visual
BIS * Modality (AVM)	Modality_Visual
BIS * Modality (AVH)	Modality_Visual
Cons * Sex (AVG)	Sex_Male
BIS * ReactSt1 (AVG)	ReactSt1_Mixed
BIS * ReactSt1 (AVM)	ReactSt1_Mixed
BIS * ReactSt1 (AVW)	ReactSt1_Mixed

Выявленные связи мы планируем дополнительно включить в онтологию «Модель обучаемого», которую разрабатываем для совершенствования существующей информационной системы НГТУ. Таким образом она

будет отражать более сложные виды влияния психометрических характеристик студентов на академическую успеваемость.

### БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства Науки и Высшего Образования в рамках Госзадания (проект № FSUN-2020-0009)

### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Bhutoria, A. Personalized education and artificial intelligence in United States, China, and India: A systematic Review using a Human-In-The-Loop model / A. Bhutoria // Computers and Education: Artificial Intelligence. – 2022. – P. 100068.
- [2] Liu, D. Y.-T. Data-driven personalization of student learning support in higher education / D. Y.-T. Liu, K. Bartimote-Aufflick, A. Pardo, A.J. Bridgeman // Learning analytics: Fundamentals, applications, and trends. Vol. 94. – P. 143-169.
- [3] Blom, J. Personalization: a taxonomy / J. Blom // CHI'00 extended abstracts on Human factors in computing systems. – 2000. – P. 313-314.
- [4] Pustovalova, N.V. University's Educational Environment Personalization Based on the Ontological Models / N.V. Pustovalova, T.V. Avdeenko, A.V. Pustovalova // 2022 IEEE 23rd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM). – 2022. – P. 289-294.
- [5] Abyaa, A. Learner modelling: systematic review of the literature from the last 5 years / A. Abyaa, M. Khalidi, S. Bennani // Educational Technology Research and Development. – 2019. – Vol. 67(5). – P. 1105-1143.
- [6] Taraghi, B. Personal learning environment-a conceptual study / B. Taraghi, M. Ebner, G. Till, H. Mühlburger // Int. J. Emerg. Technol. Learn. – 2010. – Vol. 5(S11). – P. 25-30.
- [7] Pustovalova, N. Multivariate analysis of the influence of students' characteristics on academic performance / N. Pustovalova, T. Avdeenko // 2022 VIII International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT). – 2022. – P. 1-6.
- [8] Sanchez-Puchol, F. Towards an unified information systems reference model for higher education institutions / F. Sanchez-Puchol, J.A. Pastor-Collado, B. Borrell // Procedia computer science. – 2017. – Vol. 121. – P. 542-553.
- [9] Buder, J. Learning with personalized recommender systems: A psychological view / J. Buder, C. Schwind // Computers in Human Behavior. – 2012. – Vol. 28(1). – P. 207-216.
- [10] Tarus, J. K. A hybrid knowledge-based recommender system for e-learning based on ontology and sequential pattern mining / J. K. Tarus, Z. Niu, A. Yousif // Future Generation Computer Systems. – 2017. – Vol. 72. – P. 37-48.
- [11] Zhao, L. T. A recommendation system for effective learning strategies: An integrated approach using context-dependent DEA / L.-T. Zhao, D.-S. Wang, F.-Y. Liang, J. Chen // Expert Systems with Applications. – 2023. – Vol. 211. – P. 118535.
- [12] Klačnja-Milićević, A. E-Learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification / A. Klačnja-Milićević, B. Vesin, M. Ivanović, Z. Budimac // Computers & education. – 2011. – Vol. 56(3). – P. 885-899.
- [13] Shishehchi, S. Ontological approach in knowledge based recommender system to develop the quality of e-learning system / S. Shishehchi, S. Banihashem, N.A.M. Zin, S. A. M. Noah // Australian Journal of Basic and Applied Sciences. – 2012. – Vol. 6(2). – P. 115-123.
- [14] Zuur, A. F. protocol for data exploration to avoid common statistical problems / A.F. Zuur, E.N. Ieno, C.S. Elphick // Methods in ecology and evolution. – 2010. – Vol. 1(1). – P. 3-14.
- [15] Akinwande, M. O. Variance inflation factor: as a condition for the inclusion of suppressor variable(s) in regression analysis / M.O. Akinwande, H.G. Dikko, A. Samson // Open Journal of Statistics. – 2015. – Vol. 5(7). – P. 754.