



№3 (4) 2023

INTERNATIONAL
SCIENCE REVIEWS



Natural Sciences and
Technologies series





INTERNATIONAL SCIENCE REVIEWS

Natural Sciences and Technologies series

Has been published since 2020

№3 (4) 2023

Astana

EDITOR-IN-CHIEF:

Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Academician of NAS RK, Professor
Kalimoldayev M. N.

DEPUTY EDITOR-IN-CHIEF:

Doctor of Biological Sciences, Professor
Myrzagaliyeva A. B.

EDITORIAL BOARD:

Akiyanova F. Zh.

Seitkan A.

Baysholanov S. S

Zayadan B. K.

Salnikov V. G.

Mukanova A.S.

Tasbolatuly N.

Abdildayeva A. A.

Chlachula J.

Redfern S.A.T.

Cheryomushkina V.A.

Bazarnova N. G.

Mohamed Othman

Sherzod Turaev

- Doctor of Geographical Sciences, Professor (Kazakhstan)
- PhD, (Kazakhstan)
- Candidate of Geographical Sciences, Associate professor (Kazakhstan)
- Doctor of Biological Sciences, Professor (Kazakhstan)
- Doctor of Geographical Sciences, Professor (Kazakhstan)
- PhD, (Kazakhstan)
- PhD, (Kazakhstan)
- PhD, (Kazakhstan)
- PhD, (Kazakhstan)
- Professor, Adam Mickiewicz University (Poland)
- PhD, Professor, (Singapore)
- Doctor of Biological Sciences, Professor (Russia)
- Doctor Chemical Sciences, Professor (Russia)
- Dr. Professor (Malaysia)
- Dr. Associate Professor (United Arab Emirates)

Editorial address: 8, Kabanbay Batyr avenue, of.316, Nur-Sultan,
Kazakhstan, 010000
Tel.: (7172) 24-18-52 (ext. 316)
E-mail: natural-sciences@aiu.kz

International Science Reviews NST - 76153

International Science Reviews

Natural Sciences and Technologies series

Owner: Astana International University

Periodicity: quarterly

Circulation: 500 copies

CONTENT

Г.Қ.Тарина РЕИНТРОДУКЦИЯ ОСЕТРОВЫХ И МЕРЫ ПО ПРЕДОТВРАЩЕНИЮ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ЧУЖЕРОДНЫХ ОСЕТРОВЫХ.....	5
Ш.Кәрім, М.Сыздыкова, А.Ерсин, А.Халық, А.Б.Карабалаева, Е.Н.Сагатбаев ОСНОВНЫЕ АСПЕКТЫ НОВОВВЕДЕНИЙ В ЭКОЛОГИЧЕСКОМ ЗАКОНОДАТЕЛЬСТВЕ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН.....	10
N. Shaposhnikova, M. Johnson, A. Seitkan THE NURA RIVER CLEAN-UP FROM MERCURY	18
A.S.Kokinbek, A.B.Myrzagaliyeva, M.Zh.Zhumagul OBESITY IS A GLOBAL PROBLEM. KNOWLEDGE ABOUT OBESITY.....	26
С.Е.Базаров БҮҚТЫРМА СУ ҚОЙМАСЫНДАҒЫ КӨКСЕРКЕ (SANDER LUCIOPERCA LINNAEUS, 1758) МЕН ШОРТАННЫҢ (ESOX LUCIUS LINNAEUS, 1758) ЭКОЛОГИЯЛЫҚ-БИОЛОГИЯЛЫҚ СИПАТТАМАСЫ.....	29
А.М.Қызайымбек, Г.Ж.Таганова ВОЗДЕЙСТВИЕ NO CODE И LOW CODE НА РАЗРАБОТЧИКОВ: ПРЕИМУЩЕСТВА И ОГРАНИЧЕНИЯ ДЛЯ БИЗНЕСА.....	36
А. Назырова, А. Муканова, М. Калдарова, Л. Кусепова МОДЕЛИРОВАНИЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ПРОГРАММЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТОХАСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ.....	45

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ПРОГРАММЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТОХАСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

А. Назырова^{1*}, А. Муканова¹, М. Калдарова¹, Л. Кусепова¹

¹Астана халықаралық университеті, Астана, Қазақстан
ayzhan.nazyrova@gmail.com

Аннотация: В этой статье предлагается основанная на матрице перехода стохастическая модель для образовательной программы. Модель предназначена для измерения вероятности того, что учащиеся успешно завершат свое обучение в рамках конкретной программы, и выявления факторов, влияющих на эту вероятность. В модели используется матрица переходов, которая позволяет указать шансы учащихся на переход между различными этапами обучения. Рассчитываются вероятности успешного и неуспешного завершения для каждого шага, а также вероятность того, что студент будет отсутствовать на этом уровне.

Ключевые слова: стохастическая модель, образовательная программа, результат обучения, матрица переходов.

ВВЕДЕНИЕ

LMS поощряет участие студентов в учебном процессе, способствует активному диалогу между студентами и преподавателями, а также собирает информацию о том, как студенты ведут себя на онлайн-платформе [1]. Развитие образовательной аналитики как одного из наиболее перспективных направлений исследований в области компьютерной поддержки образования обусловлено наличием системы организации обучения, достижениями в области статистики, быстрым развитием программного обеспечения и аналитических методов, а также потенциалом применения принципов бизнес-аналитики к учебному процессу [2].

Единственный способ связать текущее поведение студента с его будущими перспективами, например, с тем, "бросит ли он учебу" или получит высокую итоговую оценку, это использовать модели прогнозирования, основанные исключительно на этих фактах. Согласно [3], такая диагностика должна проводиться как можно раньше, чтобы дать учителям достаточно времени для проведения учебных мероприятий, которые помогут ученикам учиться.

Сбор информации о поведении студентов, которые учились в прошлом, является одним из потенциальных применений аналитики обучения. В результате можно распознавать группы студентов, демонстрирующих схожее поведение, и

строить прогнозы на основе исторического "опыта", а не только самых последних данных о деятельности студентов [4].

В [5] отмечается, что линейные модели, такие как логистическая регрессия [8] и линейная регрессия [6-7], чаще всего используются для прогнозирования из-за простоты использования и способности расшифровывать линейные зависимости между данными аналитики обучения и успеваемостью студентов.

В [9] описана стратегия использования регрессионного анализа для прогнозирования успеваемости учеников по более чем 20 эмпирическим маркерам. Ученики в [7] были отсортированы в успешные автономные рабочие группы на основе кластеризации k-средних. Наконец, на основе регрессионных моделей были разработаны планы поддержки для каждой группы учеников.

Существуют различные варианты использования метода Supported Vector Machine (SVM), который использует линейные алгоритмы машинного обучения с учителем, в контексте прогнозирования [10,11]. Например, авторы работы [10] ожидают, что студенты бросят массовые открытые онлайн-курсы, предлагаемые на платформах Coursera и EdX. В [11] эта техника используется для прогнозирования способности студента выполнить тестовое задание.

Используя огромное количество деревьев решений, каждое из которых само по себе дает очень низкую оценку классификации, алгоритм Random Forest был применен в [12] для составления прогнозов. В результате его огромного количества был достигнут успешный результат [5]. В [12] приводится иллюстрация использования алгоритма для прогнозирования отсева обучающихся. Авторы создали различные модели деревьев решений, включая Random Forest, оценили точность прогнозирования и продемонстрировали, что его использование повысило точность прогнозов до 91%. Также были отмечены проблемы масштабирования и производительности модели.

Анализ и прогнозирование результатов образовательной деятельности может быть осуществлен путем моделирования образовательной программы с помощью стохастической модели. Стохастическая модель позволяет учитывать случайные элементы, такие как вариации студентов, преподавателей, стратегий обучения и т.д.

Сначала необходимо указать параметры, которые будут использоваться в модели, а также цели моделирования. Например, целью может быть оценка эффективности конкретной программы обучения или выяснение переменных, влияющих на успеваемость учащихся.

Следующий шаг - сбор данных для моделирования, включая оценки учащихся, подробную информацию об учителях и их педагогических подходах, а также другие элементы, которые могут повлиять на образовательный процесс.

Затем данные могут быть проанализированы с помощью создаваемой математической модели. Для создания стохастической модели можно использовать статистические математические методы, такие как цепи Маркова и стохастические процессы.

С помощью модели можно предсказать будущие результаты обучения, которые можно проверить на основе исторических данных. Например, модель может указать, какие стратегии преподавания будут наиболее успешными при работе с определенными группами студентов или какие преподаватели будут преуспевать в определенных предметных областях.

Результаты обучения, использование ресурсов и общее качество образовательной программы можно улучшить, если использовать стохастическую модель для ее имитации.

МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

Основными методами является: теоретический анализ и обобщение научно-исследовательских работ, теоретические и стохастических подходов, используемых для моделирования последовательностей событий, является метод стохастической модели с использованием матрицы переходов. Он основан на идее, что система может быть представлена в виде графа состояний, где каждое состояние представлено узлом, а переходы состояний - ребрами. Эта модель может быть выражена в виде матрицы переходов в матричной форме.

Вероятность перехода из состояния i в состояние j отображается каждым элементом (i, j) в матрице переходов, которая является квадратной матрицей. Вероятность каждого перехода из состояния i должна равняться единице. Матрица переходов имеет размерность $n \times n$, если система имеет n состояний.

Для применения метода стохастической модели на основе имеющихся данных необходимо сначала составить матрицу переходов. Затем с помощью этой матрицы можно генерировать последовательности событий.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Стохастическая модель для образовательной программы может оценить вероятность того, что студент успешно завершит курс обучения. Вероятности успеха на каждом уровне можно рассчитать с помощью матрицы переходов, а сумму этих вероятностей использовать для расчета общей вероятности успеха.

Рассмотрим матрицу перехода, показанную ниже, для плана программы:

$$EP = \begin{matrix} 0.6 & 0.3 & 0.1 \\ 0.2 & 0.8 & 0.2 \\ 0.1 & 0.3 & 0.6 \end{matrix} \quad (1)$$

Эта матрица перехода может быть использована для расчета вероятности того, что студент, начинающий обучение на начальном уровне, пройдет каждый уровень и в итоге закончит программу обучения. Например, вероятность того, что студент пройдет первый уровень, равна 0,6, а вероятность того, что он пройдет следующий уровень, равна $0.8 * 0.3 = 0.24$, при условии, что он уже прошел первый уровень. Следовательно, у студента, который начинает обучение с начального уровня, шансы на успех в целом будут одинаковыми:

$$EP(success) = 0.6 * 0.24 * 0.186 = 0.026496 \quad (2)$$

В результате вероятность того, что студент успешно завершит программу обучения, очень мала (менее 3%). Это может означать, что образовательная программа нуждается в совершенствовании, возможно, за счет улучшения программы курса или стратегий обучения.

Кроме того, мы можем использовать модель для оценки того, как изменение вероятности успеха на различных уровнях может повлиять на общую вероятность успеха. Матрица переходов с обновленными вероятностями может быть использована для расчета новой вероятности успеха, например, если мы увеличим вероятность успеха на промежуточном уровне с 0,3 до 0,5:

$$EP = \begin{matrix} 0.6 & 0.5 & 0.1 \\ 0.2 & 0.8 & 0.2 \\ 0.1 & 0.3 & 0.6 \end{matrix} \quad (3)$$

Вероятность успеха для студента, начинающего обучение на начальном уровне, теперь равна:

$$EP(success) = 0.6 * 0.4 * 0.186 = 0.04464 \quad (4)$$

Допустим, у нас есть информация о предыдущих участниках этой программы, и мы можем использовать эту информацию для модификации нашей модели.

Идеальные значения матрицы переходов можно найти с помощью метода максимального правдоподобия. Выбирая значения матрицы переходов с наибольшей степенью вероятности с учетом наших наблюдений, мы используем метод максимального правдоподобия.

Допустим для простоты, у нас есть информация о 100 студентах, окончивших курс. Используя эту информацию, мы можем рассчитать шансы на успех на каждом уровне. Предположим также, что нам известно, что на уровне 1 успешно справились с заданием 60 из 100 студентов, на уровне 2 – 70 из 80 студентов, а на уровне 3 – 50 из 60 студентов.

Эта информация может быть использована для расчета матрицы перехода. Например, мы можем рассчитать вероятность прохождения первого уровня как 0,6, вероятность прохождения второго уровня в случае прохождения первого уровня как 0,875 (70/80), а вероятность прохождения третьего уровня в случае прохождения первого и второго уровней как 0,833 (50/60). Таким образом, матрица перехода может быть оценена следующим образом:

$$EP = \begin{matrix} 0.6 & 0.35 & 0.15 \\ 0 & 0.875 & 0.25 \\ 0 & 0 & 0.833 \end{matrix} \quad (5)$$

Мы можем использовать эти наиболее вероятные значения матрицы перехода для прогнозирования шансов будущих студентов на успех.

Этот подход также можно использовать для оценки того, как изменения в учебной программе могут повлиять на шансы студентов на успех. Например, мы можем использовать модель для оценки того, как изменение материала курса первого уровня может повлиять на общую вероятность успеха. Используя обновленную матрицу переходов, мы можем увеличить вероятность успеха на первом уровне с 0,6 до 0,7, а затем пересчитать общую вероятность успеха. Если мы обнаружим, что вероятность успеха в целом увеличилась, это может быть признаком того, что изменение учебной программы может улучшить результаты студентов.

ОБСУЖДЕНИЯ

Авторы смогли прогнозировать шансы студента на успех на каждом уровне с помощью стохастической модели. Например, если у нас есть новый ученик, мы можем использовать данные его истории для оценки его первоначальной вероятности прохождения первого уровня, а затем использовать матрицу перехода для оценки его вероятности прохождения других уровней. Это позволит нам предоставлять учащимся индивидуальные рекомендации на основе их предыдущих достижений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение можно сказать, что стохастическая модель, использующая матрицу переходов, является эффективным инструментом для оценки и совершенствования учебной программы. Она позволяет охарактеризовать вероятностную структуру продвижения учащихся по различным уровням знаний и определить вероятность успеха каждого учащегося на каждом этапе обучения.

Модель может быть использована для определения лучших стратегий обучения и повышения эффективности учебного процесса. Для повышения успеваемости учащихся может быть полезно определить те области учебной программы, которые нуждаются в улучшении.

Кроме того, в зависимости от предыдущих результатов, стохастическая модель может быть использована для прогнозирования будущих результатов учащихся. Это может помочь учебным заведениям в отборе студентов на свои программы и оценке успешности обучения.

В результате, использование стохастической модели с матрицей переходов может помочь учебным заведениям добиться улучшения результатов обучения студентов и значительно повысить качество образовательного процесса.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Jones K. M. Learning analytics and higher education: a proposed model for establishing informed consent mechanisms to promote student privacy and autonomy // International Journal of Educational Technology in Higher Education. – 2019. – Vol. 16 – Article number 24. DOI: <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0155-0>
2. Schumacher C., Ifenthaler D. Features students really expect from learning analytics // Computers in Human Behavior. – 2018. – Vol. 78. – P. 397–407. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2017.06.030>
3. Raga R. Raga J. Early prediction of student performance in blended learning courses using deep neural networks International // Symposium on Educational Technology. – 2019. – P. 39–43. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISET.2019.00018>
4. Raga R. Raga J. Early prediction of student performance in blended learning courses using deep neural networks International // Symposium on Educational Technology. – 2019. – P. 39–43. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISET.2019.00018>
5. Moreno-Marcos P. M., Alario-Hoyos C., Munoz-Merino P. J., Kloos C. D. Prediction in MOOCs: A Review and Future Research Directions // Transactions on Learning Technologies. – 2019. – Vol. 12, Issue 3. – P. 384–401. DOI: <https://doi.org/10.1109/TLT.2018.2856808>
6. Ellis R. A., Pardo A., Han F. Quality in blended learning environments—Significant differences in how students approach learning collaborations // Computers and Education. – 2016. – Vol. 102. – P. 90–102. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.07.006>
7. Kim D., Yoon M., Jo I. H., Branch R. M. Learning analytics to support self-regulated learning in asynchronous online courses: A case study at a women's university in South Korea // Computers and Education. – 2018. – Vol. 127. – P. 233–255. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.08.023>
8. Conijn R., Snijders C., Kleingeld A., Matzat U. Predicting student performance from LMS data: A comparison of 17 blended courses using Moodle // Transactions on

- Learning Technologies. – 2017. – Vol. 10, № 1. – P. 17–29. DOI: <https://doi.org/10.1109/TLT.2016.2616312>
9. Conijn R., Van den Beemt A., Cuijpers P. Predicting student performance in a blended MOOC // Journal of Computer Assisted Learning. – 2018 – Vol. 34, Issue 5. – P. 615–628. DOI: <https://doi.org/10.1111/jcal.12270>
 10. Fei M., Yeung D. Temporal Models for Predicting Student Dropout in Massive Open Online Courses // International Conference on Data Mining Workshop. – 2015. – P. 256–263. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2015.174>
 11. Macina J., Srba I., Williams J. J., Bielikova M. Educational question routing in online student communities // ACM Conference on Recommender Systems. – 2017. – P. 47–55. DOI: <https://doi.org/10.1145/3109859.3109886>
 12. Laveti R. N., Kuppili S., Ch J., Pal S. N., Babu N. S. C. Implementation of learning analytics framework for MOOCs using state-of-the-art in-memory computing // National Conference on E-Learning and E-Learning Technologies. – 2017. – P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/EELTECH.2017.8074997>