

УПРАВЛЕНИЕ УСПЕШНОСТЬЮ ОБУЧЕНИЯ СТУДЕНТА НА ОСНОВЕ МАРКОВСКОЙ МОДЕЛИ

М. В. Носков¹, М. В. Сомова¹, И. М. Федотова¹

¹ *Сибирский федеральный университет, г. Красноярск
660041, Россия, г. Красноярск, пр-т Свободный, д. 79*

Аннотация

В статье предлагается модель прогнозирования успешности обучения студента. Модель представляет собой марковский процесс с непрерывным временем типа процесса «гибель-размножение». В качестве параметров процесса предлагаются интенсивности процессов получения и усвоения информации, причем интенсивность процесса усвоения информации учитывает отношение студента к изучаемому предмету. В результате применения модели можно для каждого студента определить вероятность заданной сформированности владения изучаемым материалом в ближайшей перспективе. Таким образом, при наличии автоматизированной информационной системы вуза реализация модели является элементом системы поддержки принятия решения всеми участниками учебного процесса. Приведенные в статье примеры являются результатами эксперимента, проведенного в Институте космических и информационных технологий Сибирского федерального университета в условиях смешанного обучения, т. е. в условиях, когда аудиторная работа сопровождается самостоятельной работой с электронными ресурсами.

Ключевые слова: прогнозирование успешности обучения, марковский процесс, уравнения Колмогорова.

DOI: 10.32517/0234-0453-2018-33-10-4-11

Для цитирования:

Носков М. В., Сомова М. В., Федотова И. М. Управление успешностью обучения студента на основе марковской модели // Информатика и образование. 2018. № 10. С. 4–11.

Статья поступила в редакцию: 5 октября 2018 года.

Статья принята к печати: 20 ноября 2018 года.

Сведения об авторах

Носков Михаил Валерианович, доктор физ.-мат. наук, профессор, профессор кафедры прикладной математики и компьютерной безопасности Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета, г. Красноярск; mvpnoskov@yandex.ru

Сомова Марина Валерьевна, инженер кафедры прикладной математики и компьютерной безопасности Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета, г. Красноярск; marinasom@yandex.ru

Федотова Ирина Михайловна, канд. физ.-мат. наук, доцент кафедры прикладной математики и компьютерной безопасности Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета, г. Красноярск; firim@mail.ru

Введение

При создании и проектировании автоматизированных информационных систем вузов необходимо учитывать тенденцию к персонификации обучения студентов, которая доминирует в современном образовательном пространстве (см., например, [1–4]). Одной из характеристик *персонифицированной образовательной среды* является выбор студентом своей образовательной траектории. Однако для рекомендации индивидуальных образовательных траекторий необходимо иметь модели, описывающие различные стороны деятельности обучаемого, в том числе модель, позволяющую прогнозировать успешность его обучения по той или иной учебной дисциплине. Такие модели разрабатываются на основе различных математических методов, например, на основе кластерного анализа [5, 6], аппарата нечеткой логики [7, 8], нечетких множеств [9, 10] и т. д. Широкое распространение получили модели, построенные на основе искусственного интеллекта [11, 12].

В данной статье предлагается **модель прогнозирования, опирающаяся на марковские процессы, учитывающая отношение студента к изучению данной дисциплины**. На наш взгляд, она лучше,

чем другие модели, приспособлена для использования в автоматизированных системах вузов. В частности, эта модель, несмотря на ряд значительных допущений, позволяет:

- *студенту* — своевременно узнать о необходимости интенсификации учебной деятельности;
- *преподавателю* — помочь выделить студентов, которым в данный момент необходимо уделить большее внимание;
- *администрации института* — получить возможность управления контингентом студентов в целях его сохранности.

Сама по себе идея применения теории массового обслуживания к построению моделей учебного процесса не нова (см., например, [13, 14]), в том числе применения модели процесса «гибель-размножение» [15, 16]. Основная сложность, с которой сталкиваются исследователи при построении таких моделей, — определение значений параметров, тем более когда в модель необходимо ввести параметры, характеризующие конкретного студента. Значения параметров, приведенные в данной статье, основаны на накопленных многолетних наблюдениях в реальном учебном процессе Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета (ИКИТ СФУ).

Представление учебного процесса в виде марковского процесса с непрерывным временем

Выделим в процессе изучения студентом некоторой дисциплины две составляющие:

- процесс получения информации;
- процесс усвоения полученного материала.

Ясно, что такое разделение учебного процесса является во многом условным, так как получение и усвоение информации находятся в диалектическом единстве. Тем не менее попробуем охарактеризовать эти процессы.

Процесс получения информации обуславливается рабочей программой дисциплины и не зависит от отношения студента к процессу обучения: студент обязан знать то, что прописано рабочей программой дисциплины, независимо от того, обучается он по модели смешанного обучения или в дистанционном режиме. Чем больше студент получает информации за единицу времени, тем больше риск того, что он не сумеет овладеть этой информацией, не произойдет ее усвоение, понимание студентом. Усвоение информации мы будем понимать в смысле, сформулированном в [17]: студент умеет выявлять существенные свойства объекта, устанавливать значимые связи внутри объекта и вне его, воспринимать изучаемый объект в целостности изучаемой учебной дисциплины. Ясно, что усвоение информации существенно зависит от способностей обучаемого, его мотивации, дисциплинированности и т. д. Чем больше трудозатраты студента на усвоение информации, тем меньше риск того, что он не сумеет овладеть информацией.

Предположим, что в любой момент времени мы можем оценить у студента уровень владения материалом (сделать контрольный срез) по данной дисциплине в некоторой шкале, например, стобалльной. Таким образом, в каждый момент времени студент оказывается в некотором состоянии, индексируемом оценкой, т. е. состояние S_k , $k = 1, \dots, m$ сопоставляется с одной из m возможных оценок знаний студентов, скажем, в 100-балльной шкале. Переход из одного состояния в другое происходит под воздействием выделенных выше процессов. Интенсивность обоих процессов можно считать постоянной, хотя бы потому, что трудоемкость изучения дисциплины методически правильно распределять равномерно. Обозначим интенсивность процесса получения информации λ , процесса усвоения информации — μ . Получим хорошо известную картину, иллюстрирующую процесс размножения и гибели, являющийся частным случаем марковских случайных процессов [18] (рис. 1), где n — число контрольных срезов.

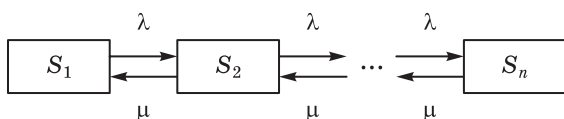


Рис. 1

Таким образом, можно рассматривать учебный процесс как стохастический марковский процесс с непрерывным временем t и конечным числом состояний S_k , $k = 1, \dots, m$.

Не теряя общности, положим: $n = 4$, $S_1 = 100$, $S_2 = 80$, $S_3 = 60$, $S_4 = 40$ баллов. Увеличение числа состояний будет влиять не на ход рассуждений, а на увеличение объема вычислений. Обозначим:

$p_1(t)$ — вероятность, что студент знает предмет на 100 баллов;

$p_2(t)$ — вероятность, что студент знает предмет на 80 баллов;

$p_3(t)$ — вероятность, что студент знает предмет на 60 баллов;

$p_4(t)$ — вероятность, что студент знает предмет на 40 баллов в момент времени t .

Тогда функции p_i , $i = 1, 2, 3, 4$ можно найти из системы уравнений Колмогорова [18]:

$$\begin{aligned} \frac{\partial p_1}{\partial t} &= \mu p_2(t) - \lambda p_1(t), \\ \frac{\partial p_2}{\partial t} &= \lambda p_1(t) - (\lambda + \mu) p_2(t) + \mu p_3(t), \\ \frac{\partial p_3}{\partial t} &= \lambda p_2(t) - (\lambda + \mu) p_3(t) + \mu p_4(t), \\ \frac{\partial p_4}{\partial t} &= \lambda p_3(t) - \mu p_4(t). \end{aligned} \quad (1)$$

Заметим, что в общем случае число уравнений будет равно n и систему, начиная с некоторого n , можно будет решить только численно.

Замечание о выборе параметров.

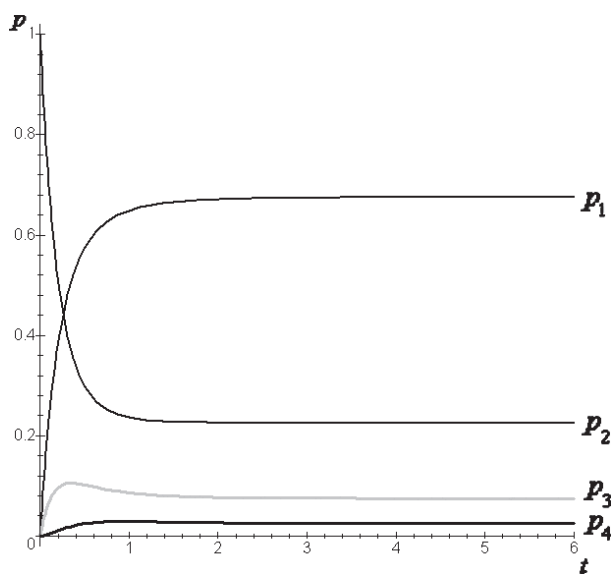
Легко показать, что асимптотическое распределение вероятностей p_i , $i = 1, 2, 3, 4$ зависит только от отношения λ/μ . Скорость достижения асимптотических значений зависит от абсолютных значений параметров λ , μ . Отметим, что параметры λ , μ в некотором смысле характеризуют *трудоемкость процессов получения и усвоения информации*. Их выбор зависит от изучаемой дисциплины и ее позиции в учебном плане, а самое главное — от личных особенностей обучаемого. Так, например, как замечено в [17], для достижения понимания конкретного материала «дело остается за самым трудным — учетом индивидуального когнитивного стиля каждого обучающегося и его интересов. Пока электронные средства в этом отношении не могут конкурировать с преподавателем». Действительно, при разработке рабочих учебных программ преподаватель должен четко представлять себе, какую информацию он будет давать студенту и какую трудоемкость она потребует, но в программе должно присутствовать представление и о том, какую трудоемкость займет усвоение информации «средним» студентом. Иначе говоря, *параметры λ и μ определяются экспертным путем, а правильность их выбора можно определить только экспериментально*.

Пример.

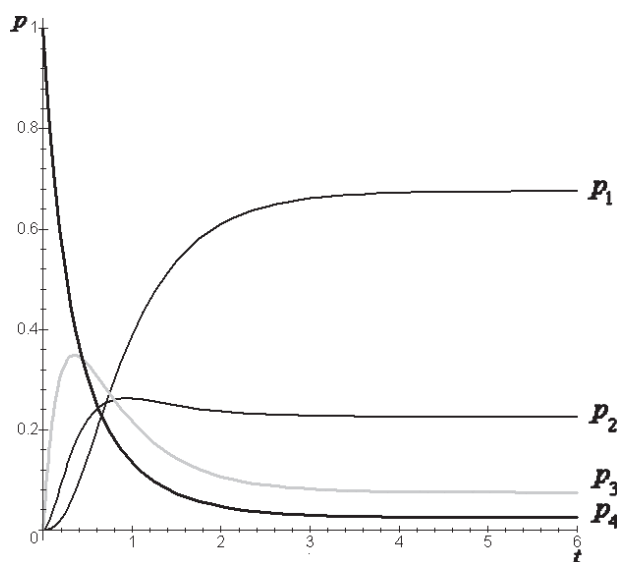
Предположим, что получение информации происходит только на лекциях, а усвоение — на практических занятиях и при самостоятельной работе. Заметим, что по ФГОС самостоятельная работа занимает не менее 50 % трудоемкости. Будем далее считать, что точно 50 %. Тогда при соотношении часов лекций и практических занятий 1:1 отношение $\lambda/\mu = 1/3$, так как к часу аудиторных практических занятий надо прибавить два часа аудиторной работы.

При таком соотношении для студента с начальным уровнем знаний 80 баллов графики функций $p_i(t)$, где t изменяется от 0 до 18 (число недель в семестре), приведены на рисунке 2, а. Такой студент, выполняя полностью учебный план, получит устойчивую оценку «отлично» (100 баллов) в конце семестра с вероятностью, большей 0,6. Однако этого показателя он достигнет в конце второй недели, что для студента с хорошими начальными показателями вполне допустимо при изучении не очень сложной дисциплины.

Посмотрим на распределение вероятностей успешности обучения при тех же предположениях для студента с низким начальным уровнем знаний — 40 баллов. Такой студент, полностью освоив учебный план, тоже должен получить устойчивую оценку «отлично» (100 баллов) с той же вероятностью, но к концу третьей недели, что вызывает большие сомнения (рис. 2, б).



а)



б)

Рис. 2

Этот пример показывает, что для определения параметров λ и μ прямое использование трудоемкости дисциплины, заложенной в учебный план, пусть даже выраженной в часах, требует большой осторожности, тем более что получение информации происходит не только на лекциях, а усвоение — не только на практических занятиях и при самостоятельной работе. Из этого примера следует, что при определении параметров λ и μ необходимо иметь экспертную оценку минимального временного периода, на котором студент (при выполнении всех требований рабочей программы) устойчиво переходит в качественно другое состояние. Так, для дисциплины «Дискретная математика» для информационных специальностей ИКИТ СФУ такая экспертная оценка минимального временного периода — четыре-пять недель, при этом значения параметров будут такими: $\lambda = 1$, $\mu = 1,5$.

Персонализация выбора параметров

Персонализация обучения студента — один из глобальных трендов современного подхода к созданию информационно-образовательных сред. В общем случае такие среды разрабатываются на основе активных информационных систем вузов [19]. Активность системы предусматривает наличие в ней моделей, позволяющих прогнозировать перспективы студента в различных областях его деятельности. Представление учебного процесса в виде марковского процесса дает возможность ввести модель прогнозирования успешности обучения студента X через выбор индивидуального значения параметра μ , который будем обозначать μ_x .

Введем в рассмотрение функцию $U_x(t)$, которая определена на всем промежутке времени изучения данной дисциплины учебного плана. Будем считать, что $0 \leq U_x(t) \leq 1$ и характеризует отношение студента к обучению по данной дисциплине таким образом, что при выполнении всех требований рабочей программы $U_x(t) = 1$, а при полной потере связи с изучением дисциплины $U_x(t) = 0$. В простейшем варианте преподаватель может указать значение функции $U_x(t)$ в момент времени t на основе своей экспертной оценки. В случае, когда функция $U_x(t)$ определена, будем считать $\mu_x(t) = \mu U_x(t)$.

Пример.

Для случая $\lambda = 1$, $\mu = 1,5$ на рисунках 3–5 приведены графики функции $p_i(t)$ при $U = 0,9$; $0,7$; $0,5$ соответственно для студента с уровнем знаний 80 баллов при $t = 0$ или, иначе говоря, при начальных условиях для системы (1) $p_1(t) = 0$, $p_2(t) = 1$, $p_3(t) = 0$, $p_4(t) = 0$.

Из рисунков 3–5 видно, что при $U_x(t) = 0,9$ успешность обучения студента гарантирована, при $U_x(t) = 0,7$ — сомнительна, а при $U_x(t) = 0,5$ преобладает вероятность получения неудовлетворительной оценки. Из рисунков также видно, что функции $p_i(t)$ стабилизируются на пятой-шестой неделе. Этот срок можно принять за реальную глубину прогнозирования успеваемости студента.

Мы отчетливо понимаем, что термин «отношение студента к обучению по данной дисциплине» здесь носит скорее интуитивный характер и не имеет научного определения. Поэтому формальное определение

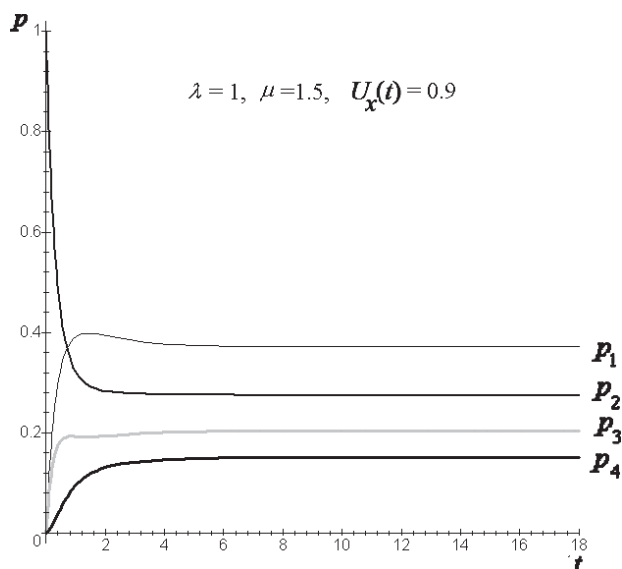


Рис. 3

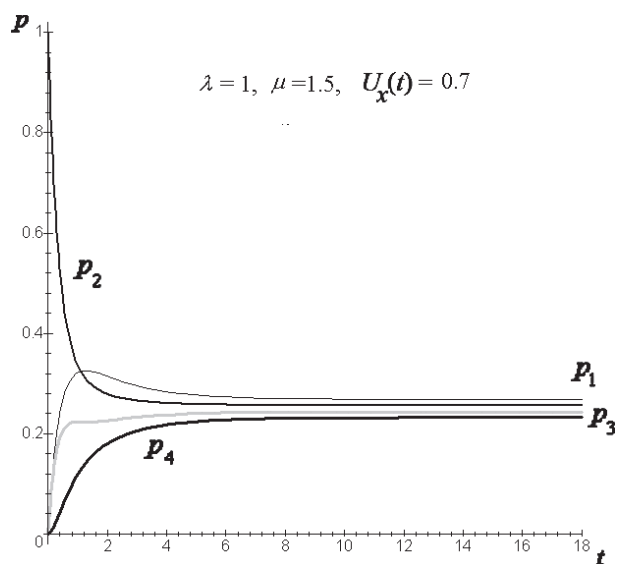


Рис. 4

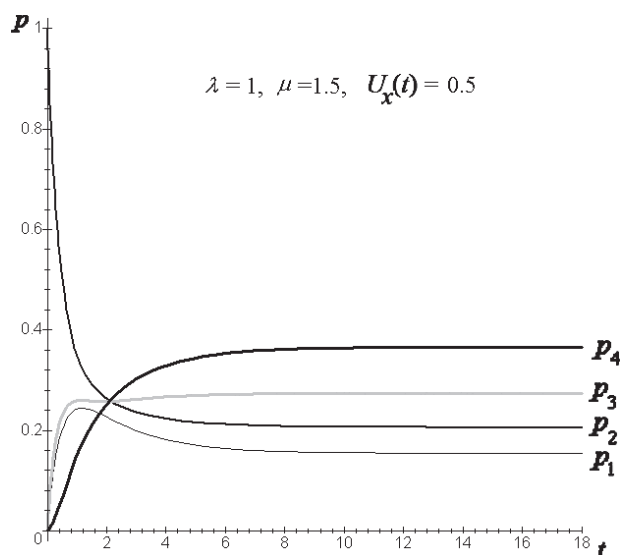


Рис. 5

функции $U_x(t)$ может быть дано различным образом. Для автоматизированных электронно-обучающих сред функция $U_x(t)$ может быть определена на основе тех данных, которые накапливаются в автоматизированной информационной системе.

Ниже приводится пример определения функции $U_x(t)$ в автоматизированной информационной системе ИКИТ СФУ.

Во-первых, заметим, что эта система снабжена электронными курсами поддержки учебных дисциплин, рассчитанными на стандартные 18 недель учебного процесса в семестр, причем раз в неделю мы можем оценить у студента уровень владения материалом по данной дисциплине по стобалльной шкале. Обозначим O_x^i количество баллов, набранных студентом X за i -ю неделю. Определим дискретную функцию $O_x(t)$, где t — номер недели, как

$$O_x(t) = \frac{\sum_{i \leq t} O_x^i}{100t}.$$

Во-вторых, отметим, что еженедельно студент ИКИТ должен выполнять ряд заданий в электронной среде, направленных на выяснение качества усвоения материала. Каждый вход для выполнения задания фиксируется. Будем говорить, что вход эффективен, если студент выполнил задания на положительную оценку за разрешенное число попыток. Обозначим число заданий за i -ю неделю через V_i , а число эффективных входов студента за эту неделю — через V_x^i . Определим дискретную функцию:

$$V_x(t) = \frac{\sum_{i \leq t} V_x^i}{\sum_{i \leq t} V_i}.$$

В-третьих, пусть $P(t)$ — число всех аудиторных занятий за t недель, $P(t, X)$ — число всех посещенных занятий студентом, тогда функция $P_x(t)$:

$$P_x(t) = \frac{P(t, X)}{P(t)}.$$

Теперь в качестве оценки измерения отношения студента к изучаемому предмету предлагается использовать формулу:

$$U_x(t) = \frac{P_x(t) + O_x(t) + V_x(t)}{3}.$$

Можно рассмотренные величины истолковать так:

- $P_x(t)$ характеризует дисциплину студента;
- $O_x(t)$ — качество знаний;
- $V_x(t)$ — упорство в отношении самостоятельной работы.

Ясно, что студент, не пропускающий занятий, выполняющий все задания на «отлично» и доводящий каждый вход в электронную среду до успешного, имеет $U_x(t) = 1$, а не приступавший к обучению студент имеет $U_x(t) = 0$.

Как показывает масштабный эксперимент, проведенный в СФУ, для студентов, не потерявших фактически связь с учебным процессом, после четырех недель обучения функция $U_x(t)$ стабилизируется, а ее значения варьируются от 0,4 до 0,9. Эксперимент проводился на той группе студентов, которые не под-

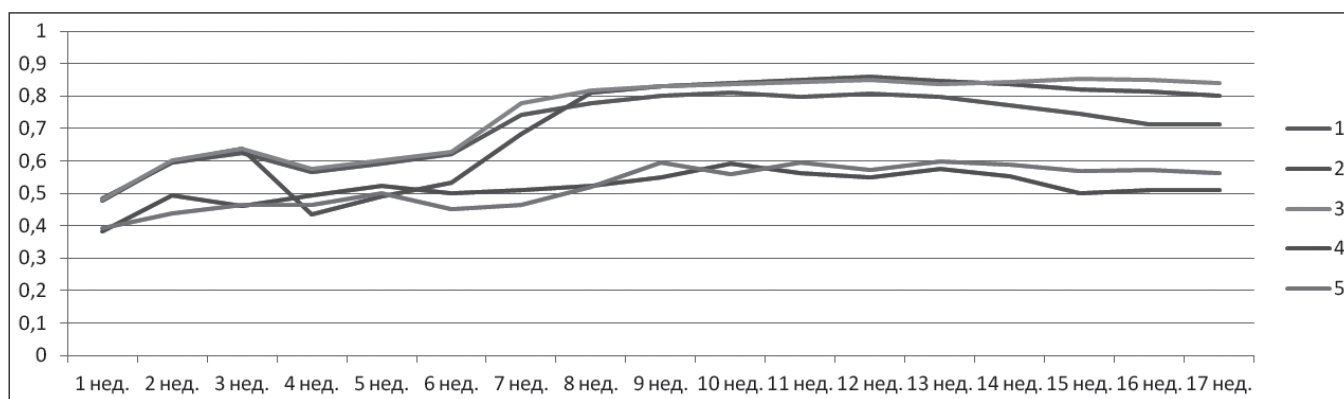


Рис. 6

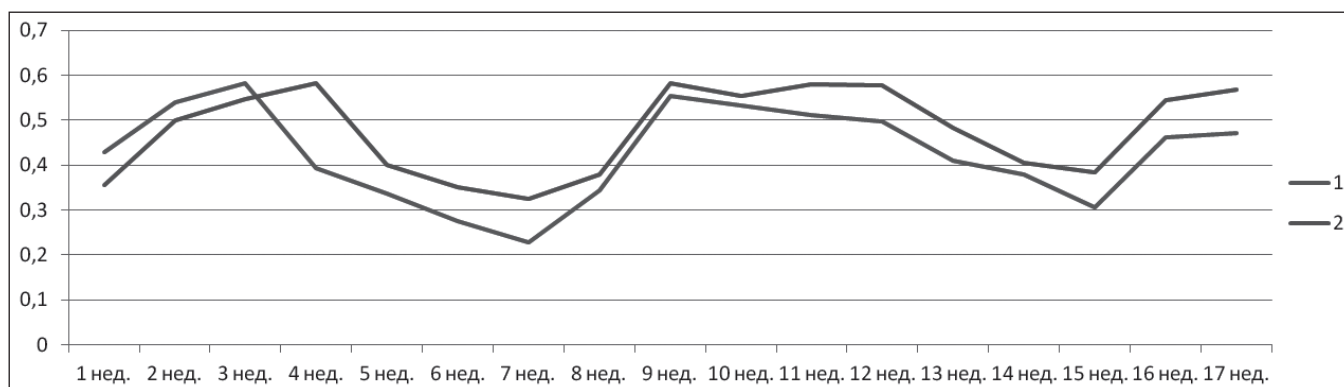


Рис. 7

вергались значительному воздействию административного или воспитательного характера и не имели проблем со здоровьем. Примеры графиков функций $U_x(t)$ приведены на рисунке 6.

На практике пересчеты системы (1) ведутся еженедельно вместе с расчетом функции $U_x(t)$. Если вероятность отрицательной оценки начинает превышать вероятности каждой из положительных оценок, то это означает, что студент должен получить сигнал о том, что ему необходимо изменить отношение к обучению по данной дисциплине, иначе говоря, повысить значение функции $U_x(t)$.

В частности, эксперимент показал, что при $U_x(t) \leq 0,6$ вероятность получения отрицательной оценки на экзамене или зачете становится более 50 %. В этом случае автоматизированная система управления (АСУ) ИКИТ сигнализирует студенту о его нахождении в «опасной зоне» через личный кабинет [20]. Такое предупреждение может оказывать положительное воздействие на отношение студента к учебе [21]. Наш опыт показал, что визуализации опасности недостаточно, необходимо разъяснение значения этой опасности и последствий ее игнорирования или затягивания процесса исправления сложившейся ситуации. Для этого администрация института посредством личного кабинета также получает сигнал, по которому студент попадает под пристальное внимание сотрудников для принятия мер воспитательного характера [22].

На рисунке 7 приведены два графика функции $U_x(t)$ для случаев, когда к студенту были примене-

ны меры воспитательного характера в промежутке между пятой и шестой неделями обучения, которые оказали положительное воздействие, и его хватило на то, чтобы студент успешно сдал экзамен.

Заключение

Сделаем в заключение несколько замечаний практического характера.

Во-первых, для построения функции $U_x(t)$ могут быть использованы не только приведенные выше данные. Например, в [23] для выбора траектории обучения в адаптивном курсе используется интегральное значение мотивации обучения.

Во-вторых, экспериментальные исследования показали, что для смешанного обучения в режиме равномерного распределения материала по неделям семестра параметр μ , как правило, варьируется в пределах $1,5 < \mu < 2$ при $\lambda = 1$. При методиках обучения, использующих, например, метод погружения или какие-нибудь другие интенсивные методы обучения, это, конечно, неверно.

В-третьих, несмотря на различное отношение педагогов к обязательности посещения занятий при смешанном обучении, мы считаем учет этого параметра весьма важным. Это наше мнение поддерживается и другими исследованиями, например, [24, 25]. Разумеется, при дистанционных формах обучения надо использовать какие-то другие параметры, показывающие регулярность занятий по изучаемому предмету.

Список использованных источников

1. Уваров А. Ю. На пути к цифровой трансформации школы. М.: Образование и Информатика, 2018. 120 с.
2. Nilsson B. The state of personalized learning in the real world of education: Survey and Infographic. February, 2016. <https://content.extremenetworks.com/extreme-networks-blog/the-state-of-personalized-learning-in-the-real-world-of-education-survey-results-and-infographic>
3. Personalized learning platforms // Eduvate RI, 2017. <http://eduvateri.org/projects/personalized/personalizedlearningplatforms/>
4. Pane J. F. What emerging research says about the promise of personalized learning // Brown Center Chalkboard. August 15, 2017. <https://www.brookings.edu/blog/brown-center-chalkboard/2017/08/15/what-emerging-research-says-about-the-promise-of-personalized-learning/>
5. Шевченко В. А. Прогнозирование успеваемости студентов на основе методов кластерного анализа // Вестник Харьковского национального автомобильно-дорожного университета. 2015. Вып. 68. С. 15–18.
6. Каган Е. С., Мартынова Т. Н. Применение методов кластерного анализа и многомерного шкалирования для изучения мотивов профессионального обучения студентов вуза // Ползуновский вестник. 2005. № 3. С. 63–70.
7. Апатова В. А., Гапонов А. И., Майорова А. Н. Использование нечеткой логики для возможности прогнозирования успеваемости студентов // Информатизация образования и методика электронного обучения: Материалы II Международной научной конференции (г. Красноярск, 25–28 сентября 2018 года). В 2 ч. Ч. 1. Красноярск: СФУ, 2018. С. 102–106.
8. Hameed I. A., Elhoushy M., Osen O. L. Interval type-2 fuzzy logic systems for evaluating students' academic performance // Communications in Computer and Information Science. 2017. Vol. 739. P. 420–441.
9. Коляда М. Г., Бугаева Т. И. Компьютерная реализация модели нечетких множеств для управления сложностью подачи учебного материала // Информатика и образование. 2017. № 2. С. 66–75.
10. Фетинина Е. В., Короблина Т. В. Применение теории нечетких множеств в многовариантной технологии профориентации и адаптации обучения // Системы управления и информационные технологии. 2007. Т. 27. № 1. С. 95–101.
11. Luckin R., Holmes W., Griffiths M., Forcier L. B. Intelligence unleashed. An argument for AI in education. L.: Pearson, 2016. <https://www.pearson.com/content/dam/corporate/global/pearson-dot-com/files/innovation/Intelligence-Unleashed-Publication.pdf>
12. Faggella D. Examples of artificial intelligence in education. <https://www.techemergence.com/examples-of-artificial-intelligence-in-education/>
13. Маслякова И. Н. Модель процедуры обучения как марковского процесса // Обзорение прикладной и промышленной математики. 2011. Т. 18. № 1. С. 128.
14. Ивутин А. Н. Аналитическая петри-марковская модель когнитивного процесса обучения в тренажерных системах // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2013. № 9-1. С. 287–294.
15. Кирий В. Г., Чан Ван Ан. Об одной математической модели амбивалентной системы обучения неродному языку // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия «Информационные технологии». 2010. Т. 8. Вып. 1. С. 45–53.
16. Сербин В. И. Определение параметров информационных процессов в автоматизированной обучающей системе // Вестник Астраханского государственного технического университета. 2012. № 1. С. 57–61.
17. Тестов В. А. Электронные технологии в обучении математике: Проблема понимания // Информатизация образования и методика электронного обучения: Материалы II Международной научной конференции (г. Красноярск, 25–28 сентября 2018 года). В 2 ч. Ч. 2. Красноярск: СФУ, 2018. С. 285–289.
18. Венцель Е. С., Овчаров Л. А. Теория случайных процессов и ее инженерные приложения. М.: Юстиция, 2018. 448 с.
19. Цибульский Г. М., Носков М. В., Барышев Р. А., Сомова М. В. Активная информационная система вуза в информационно-образовательной среде // Педагогика. 2017. № 3. С. 28–32.
20. Носков М. В., Сомова М. В. Прогнозирование сохранности контингента студентов на основе мониторинга текущей успеваемости в электронных обучающих курсах // Вестник Красноярского государственного педагогического университета им. В. П. Астафьева. 2014. № 3. С. 84–87.
21. Фаткуллин Н. Ю. Влияние ознакомления обучающихся с данными индивидуального прогнозирования на результаты их учебной деятельности // Вестник ЮУрГУ. Серия «Образование. Педагогические науки». 2016. Т. 8. № 4. С. 59–64.
22. Сомова М. В., Сомов Д. Ю., Иевлева А. В. Сервисы личного кабинета в активной информационной среде вуза // Сфера знаний: вопросы продуктивного взаимодействия наук в XXI веке. Казань: ООО «СитИвент», 2018. С. 202–207.
23. Вайнштейн Ю. В., Есин Р. В., Цибульский Г. М. Адаптивная модель построения индивидуальных образовательных траекторий при реализации смешанного обучения // Информатика и образование. 2017. № 2. С. 83–86.
24. Лобан А. В., Ловцов Д. А. Модель компьютерного обучения с использованием электронного образовательного ресурса нового поколения // Открытое образование. 2017. Т. 21. № 2. С. 47–55.
25. Мамонтов В. В. О сохранности контингента студентов и улучшении качества обучения в вузе // Международный научно-исследовательский журнал. 2017. № 07 (61). Ч. 1. С. 86–88.

MANAGEMENT OF THE SUCCESS OF STUDENT'S LEARNING BASED ON THE MARKOV MODEL

M. V. Noskov¹, M. V. Somova¹, I. M. Fedotova¹

¹ Siberian Federal University, Krasnoyarsk
660041, Russia, Krasnoyarsk, Svobodny pr., 79

Abstract

The article proposes a model for forecasting the success of student's learning. The model is a Markov process with continuous time, such as the process of "death and reproduction". As the parameters of the process, the intensities of the processes of obtaining and assimilating information are offered, and the intensity of the process of assimilating information takes into account the attitude

of the student to the subject being studied. As a result of applying the model, it is possible for each student to determine the probability of a given formation of ownership of the material being studied in the near future. Thus, in the presence of an automated information system of the university, the implementation of the model is an element of the decision support system by all participants in the educational process. The examples given in the article are the results of an experiment conducted at the Institute of Space and Information Technologies of Siberian Federal University under conditions of blended learning, that is, under conditions when classroom work is accompanied by independent work with electronic resources.

Keywords: forecasting success of learning, Markov process, Kolmogorov equations.

DOI: 10.32517/0234-0453-2018-33-10-4-11

For citation:

Noskov M. V., Somova M. V., Fedotova I. M. Upravlenie uspezhnost'yu obucheniya studenta na osnove markovskoy modeli [Management of the success of student's learning based on the Markov model]. *Informatika i obrazovanie — Informatics and Education*, 2018, no. 10, p. 4–11. (In Russian.)

Received: October 5, 2018.

Accepted: November 20, 2018.

About the authors

Mikhail V. Noskov, Advanced Doctor in Physical and Mathematical Sciences, Professor, Professor at the Department of Applied Mathematics and Computer Security of Institute of Space and Information Technologies of Siberian Federal University, Krasnoyarsk; mvnoskov@yandex.ru

Marina V. Somova, Engineer at the Department of Applied Mathematics and Computer Security of Institute of Space and Information Technologies of Siberian Federal University, Krasnoyarsk; marinasom@yandex.ru

Irina M. Fedotova, Ph.D. of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor at the Department of Applied Mathematics and Computer Security of Institute of Space and Information Technologies of Siberian Federal University, Krasnoyarsk; firim@mail.ru

References

1. Uvarov A. Yu. Na puti k tsifrovoy transformatsii shkoly [On the way to digital school transformation]. Moscow, Education and Informatics, 2018. 120 p. (In Russian.)
2. Nilsson B. The state of personalized learning in the real world of education: Survey and Infographic. February, 2016. Available at: <https://content.extremenetworks.com/extreme-networks-blog/the-state-of-personalized-learning-in-the-real-world-of-education-survey-results-and-infographic>
3. Personalized learning platforms. Eduvate RI, 2017. Available at: <http://eduvateri.org/projects/personalized/personalizedlearningplatforms/>
4. Pane J. F. What emerging research says about the promise of personalized learning. Brown Center Chalkboard. August 15, 2017. Available at: <https://www.brookings.edu/blog/brown-center-chalkboard/2017/08/15/what-emerging-research-says-about-the-promise-of-personalized-learning/>
5. Shevchenko V. A. Prognozirovanie uspevaemosti studentov na osnove metodov klaster'nogo analiza [Prognostication of student progress on the basis of cluster analysis methods]. *Vestnik Khar'kovskogo natsional'nogo avtomobil'no-dorozhnogo universiteta — Bulletin of Kharkov National Automobile and Highway University*, 2015, is. 68, p. 15–18. (In Russian.)
6. Kagan E. S., Martynova T. N. Primenenie metodov klaster'nogo analiza i mnogomernogo shkalirovaniya dlya izucheniya motivov professional'nogo obucheniya studentov vuza [The use of cluster analysis methods and multidimensional scaling to study the motives for the vocational training of university students]. *Polzunovskiy vestnik — Polzunovsky Vestnik*, 2005, no. 3. p. 63–70. (In Russian.)
7. Apatova V. A., Gaponov A. I., Mayorova A. N. Ispol'zovanie nechetkoj logiki dlya vozmozhnosti prognozirovaniya uspevaemosti studentov [The use of fuzzy logic for predicting student performance]. *Informatizatsiya obrazovaniya i metodika ehlektronnogo obucheniya: Materialy II Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii [Proc. 2nd Int. Scientific Conf. "Informatization of education and e-learning methods"]*. Part 1. Krasnoyarsk, Siberian Federal University, 2018, p. 102–106. (In Russian.)
8. Hameed I. A., Elhoushy M., Osen O. L. Interval type-2 fuzzy logic systems for evaluating students' academic performance. *Communications in Computer and Information Science*, 2017, vol. 739, p. 420–441.
9. Koliada M. G., Bugayova T. I. Komp'yuternaya realizatsiya modeli nechetkikh mnozhestv dlya upravleniya slozhnost'yu podachi uchebnogo materiala [Computer realization of the model of fuzzy sets for management of complexity of the training materials]. *Informatika i obrazovanie — Informatics and Education*, 2017, no. 2, p. 66–75. (In Russian.)
10. Fetinina E. V., Korablina T. V. Primenenie teorii nechetkikh mnozhestv v mnogovariantnoy tekhnologii porientatsii i adaptatsii obucheniya [Application of the theory of fuzzy sets in the multivariate technology of vocational guidance and adaptation of training]. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii — Management systems and information technologies*, 2007, vol. 27, no. 1, p. 95–101. (In Russian.)
11. Luckin R., Holmes W., Griffiths M., Forcier L. B. Intelligence unleashed. An argument for AI in education. London, Pearson, 2016. Available at: <https://www.pearson.com/content/dam/corporate/global/pearson-dot-com/files/innovation/Intelligence-Unleashed-Publication.pdf>
12. Faggella D. Examples of artificial intelligence in education. Available at: <https://www.techemergence.com/examples-of-artificial-intelligence-in-education/>
13. Maslyakova I. N. Model' protsedury obucheniya kak markovskogo protsessa [Model of the learning procedure as a Markov process]. *Obozrenie prikladnoy i promyshlennoy matematiki — Review of applied and industrial mathematics*, 2011, vol. 18, no. 1, p. 128. (In Russian.)
14. Ivutin A. N. Analiticheskaya petri-markovskaya model' kognitivnogo protsessa obucheniya v trenazhernykh sistemakh [Analytical Petri-Markov model of the cognitive learning process in training systems]. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki — Izvestiya Tula State University. Technical Sciences*, 2013, no. 9-1, p. 287–294. (In Russian.)
15. Kiri V. G., Chan Van An. Ob odnoy matematicheskoy modeli ambivalentnoy sistemy obucheniya nerodnomu yazyku [About one mathematical model of ambivalent system of training in the foreign language]. *Vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya "Informatsionnye tekhnologii" — Novosibirsk State University Journal of Information Technologies*, 2010, vol. 8, is. 1, p. 45–53. (In Russian.)
16. Serbin V. I. Opredelenie parametrov informatsionnykh protsessov v avtomatizirovannoy obuchayushhej sisteme [Definition of parameters of information processes in the automated training system]. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta — Vestnik Astrakhan State Technical University*, 2012, no. 1, p. 57–61. (In Russian.)
17. Testov V. A. Ehlektronnye tekhnologii v obuchenii matematike: Problema ponimaniya [Electronic technologies in the teaching of mathematics: The problem of understanding]. *Informatizatsiya obrazovaniya i metodika ehlektron-*

nogo obucheniya: Materialy II Mezhdunarodnoj nauchnoj konferentsii [Proc. 2nd Int. Scientific Conf. "Informatization of education and e-learning methods"]. Part 2. Krasnoyarsk, Siberian Federal University, 2018, p. 285–289. (In Russian.)

18. Ventseľ E. S., Ovcharov L. A. Teoriya sluchajnykh protsessov i ee inzhenernye prilozheniya [Theory of random processes and its engineering applications]. Moscow, Yustitsiya, 2018. 448 p. (In Russian.)

19. Tsibulskii G. M., Noskov M. V., Baryshev R. A., Somova M. V. Aktivnaya informatsionnaya sistema vuza v informatsionno-obrazovatel'noj srede [Active information system of the university in the informational and educational environment]. *Pedagogika — Pedagogics*, 2017, no. 3, p. 28–32. (In Russian.)

20. Noskov M. V., Somova M. V. Prognozirovaniye sokhrannosti kontingenta studentov na osnove monitoringa tekushhej uspevaemosti v ehlektronnykh obuchayushhikh kursakh [Forecasting of preservation of a quantity of students based on the monitoring of their current progress in e-learning courses]. *Vestnik Krasnoyarskogo gosudarstvennogo pedagogicheskogo universiteta im. V. P. Astaf'eva — Bulletin of "KSPU"*, 2014, no. 3, p. 84–87. (In Russian.)

21. Fatkullin N. Yu. Vliyaniye oznakomleniya obuchayushhikh s dannymi individual'nogo prognozirovaniya na rezul'taty ikh uchebnoj deyatel'nosti [The influence of the awareness of the individual prediction data on the outcomes of students' learning activities]. *Vestnik Yuzhno-Uralskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya "Obrazovanie. Pedagogicheskie nauki"* — *Bulletin of South Ural State University. Series "Education. Pedagogical Sciences"*, 2016, vol. 8, no. 4, p. 59–64. (In Russian.)

22. Somova M. V., Somov D. Yu., Ievleva A. V. Servisy lichnogo kabineta v aktivnoj informatsionnoj srede vuza [Personal account services in the active information environment of the university]. *Sfera znaniy: voprosy produktivnogo vzaimodeystviya nauk v XXI veke — Sphere of knowledge: questions of productive interaction of sciences in the 21st century*. Kazan', Sitivent, 2018, p. 202–207. (In Russian.)

23. Vainshtein Yu. V., Esin R. V., Tsibul'skii G. M. Adaptivnaya model' postroeniya individual'nykh obrazovatel'nykh traektorij pri realizatsii smeshannogo obucheniya [Adaptive model of developing individual educational trajectories for blended learning]. *Informatika i obrazovanie — Informatics and Education*, 2017, no. 2, p. 83–86. (In Russian.)

24. Loban A. V., Lovtsov D. A. Model' komp'yuternogo obucheniya s ispol'zovaniem ehlektronnogo obrazovatel'nogo resursa novogo pokoleniya [Model of e-learning with electronic educational resources of new generation]. *Otkrytoe obrazovanie — Open Education*, 2017, vol. 21, no. 2, p. 47–55. (In Russian.)

25. Mamontov V. V. O sokhrannosti kontingenta studentov i uluchshenii kachestva obucheniya v vuze [On the safety of the contingent of students and improving the quality of education in the university]. *Mezhdunarodnyj nauchno-issledovatel'skij zhurnal — International Research Journal*, 2017, no. 07 (61), part 1, p. 86–88. (In Russian.)

НОВОСТИ

Подведены итоги исследования состояния информатизации российских вузов

Студенты, преподаватели и управленцы в восьми федеральных округах РФ оценили эффективность применения информационных технологий в образовательной, научной и административной деятельности вузов.

Сегодня практически в каждом университете (95,7 %) оборудованы компьютерные классы. 27 % участников опроса считают материально-техническую базу своего вуза отличной, а 40 % — хорошей. Большинство (63 %) респондентов высоко оценивают полезность различных технических средств и ИТ, применяемых в вузах. При этом 35,8 % от общего количества опрошенных считают, что доля отечественного ПО составляет не менее 25 %.

Наиболее активно, по мнению участников, программное обеспечение используется в образовательной деятельности: для оценки качества обучения (74,4 %), в учебном процессе (67,5 %) и в дистанционном обучении (59,9 %).

В исследовательской деятельности 61,6 % студентов и преподавателей применяют инструментальные средства универсального характера, 46,7 % указали, что в их вузе есть программы для моделирования физических процессов и воспроизведения различных экспериментов в виртуальной среде, специализированные узкопрофильные информационно-технологические решения использует 41,4 % респондентов, а 44,4 % имеют возможность подключения к международным научным сетям.

Для решения организационных и административных вопросов в вузах активно используются: ПО, позволяющее реализовать автоматизированное обучение (95,5 %); программы общего назначения (54,6 %); специализированные информационно-поисковые системы (51,9 %). Отдельные участники опроса указали, что в управленческой деятельности применяют автоматизированные системы для работы деканатов, системы электронного документооборота.

Более половины респондентов (62,8 %) имеют свободный доступ к беспроводному интернету на территории своих вузов.

Помимо оценки состояния информатизации образовательных организаций участники ответили на вопросы, касающиеся каналов распространения информации о российских университетах. По их мнению, основные источники — это сайты образовательных организаций (98,4 %) и социальные сети (93,2 %), несколько реже применяются публикации в СМИ (70,5 %).

Участники опроса готовы в дальнейшем использовать технические средства и информационные технологии, которые они еще не применяют, в том числе специализированные мобильные устройства (39,0 %) и узкопрофильные технологические решения (30,9 %).

32,2 % опрошенных считают, что для повышения качества научной деятельности в вузах наиболее перспективными цифровыми технологиями являются узкоспециализированные программы для исследования конкретной проблемы, а 28,3 % готовы использовать ПО для закрепления изученного материала.

Социологическое исследование проведено в рамках реализации проекта «Комплексная поддержка развития информационно-аналитической инфраструктуры учреждений высшего образования с целью эффективного планирования мероприятий по обеспечению развития информационной инфраструктуры в части соответствия приоритетам научно-технологического развития» мероприятия 3.2 «Обеспечение развития информационной инфраструктуры» федеральной целевой программы «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2014–2020 годы».

(По материалам федерального портала «Российское образование»)