

<sup>1</sup> Пермский государственный национальный исследовательский университет, г.Пермь, к.ф.-м.н., доцент, доцент кафедры математического обеспечения вычислительных систем, [ndatsun@inbox.ru](mailto:ndatsun@inbox.ru)

<sup>2</sup> Сургутский государственный педагогический университет, г. Сургут, к.ф.-м.н., доцент, доцент кафедры высшей математики и информатики, [delovoi2004@mail.ru](mailto:delovoi2004@mail.ru)

## МОДЕЛИ ОБУЧАЮЩИХСЯ МАССОВЫХ ОТКРЫТЫХ ОНЛАЙН КУРСОВ

### КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

*МООС, модель, параметры, оценивание, индивидуальная траектория обучения.*

### АННОТАЦИЯ

*В статье на основе открытых источников Интернет и открытых образовательных ресурсов предложено формальное описание моделей обучающихся массовых открытых онлайн курсов. Значения параметров статической и динамической компонент моделей могут быть получены средствами МООС-платформы и использованы для снижения уровня отсева и индивидуализации обучения.*

Понятие «МООС» (Massive Open Online Course или «массовый открытый онлайн курс») за последние годы стало активно развивающимся направлением открытого образования, в котором заинтересованными сторонами выступают как гиганты ИТ-индустрии, так и университеты с высокими рейтингами. Возможность получения высококачественного высшего образования огромному количеству обучающихся по всему миру («Massive») предоставляется путем участия в бесплатных («Open») онлайн курсах («Online Courses»).

Отличительной особенностью МООС являются большие и сверхбольшие объемы учебной информации и количество участников. Статистика из Интернет-источников о количестве участников некоторых МООС в 2011-14 гг. приведена в работах [1-5] (табл.1). Статистика показывает, что ведущие университеты мира размещают курсы на собственных платформах или на платформах, созданных ими в консорциумах с другими университетами или ИТ-компаниями. МООСs для многих стран является предложением доступа к качественному образованию для тех, кто проживает в отдаленных или неблагополучных районах. После 2013 г. некоторые МООС-платформы преодолели рубеж миллиона зарегистрированных обучающихся. Таким образом, МООС составляют угрозу академической системе образования, подрывая существующую бизнес-модель современного высшего образования.

Свободная регистрация и асинхронное использование контента курса привлекает большое количество обучающихся с разнообразными интересами и опытом. Главным недостатком МООСs является высокий уровень отсева обучающихся курса: показатель успешного завершения МООС, остается достаточно низким и составляет от 0,9% до 19,2% (табл.1) [2, 3]. Более высокие результаты показывают участники ИТ-курсов [2, 3]: например, 26,4% завершили обучение МООС «M102 - MongoDB for DBAs» [2]. Вторым существенным недостатком МООСs признано увеличение «шаблонизации» обучения и сокращение возможностей индивидуализации процесса обучения.

*Таблица 1. Данные о курсах МООС*

курс / университет	поступили, чел.	завершили, чел.	удержание обучающихся, %	продолжительность, недели	платформа	источник
2011 г.						
Introduction to Machine Learning / Stanford University	104000	13000	12,5	10	Coursera	[2, 4]
Introduction to Artificial Intelligence / Stanford University	160000	20000	12,5	10	Udacity	[2]

2012 г.							
6.002x - Circuits and Electronics / MIT	154763	7157	4,6	14	MITx	[2, 4]	
CS50x - Introduction to Computer Science I / Harvard University	150349	1388	0,9	13	EdX	[2]	
Functional Programming Principles in Scala / École Polytechnique Fédérale de Lausanne	50000	9593	19,2	7	Coursera	[2]	
2013 г.							
A Beginner's Guide to Irrational Behavior / Duke University	142839	3892	2,7	8	Coursera	[2]	
Data Analysis / Johns Hopkins University	102000	5500	5,4	8	Coursera	[2, 5]	

Образовательным сообществом пристально изучаются причины подписки обучающихся на MOOC и причины их отсева. Используя информацию источников Интернет, выделим параметры статической компоненты модели обучающихся MOOC, которые могут быть использованы для индивидуализации обучения на курсе [3]. Эти параметры фиксируются средствами MOOC-платформы при подписке обучающегося на курс и во входных опросах курса.

Уровень курса и, как следствие, профессиональный опыт целевой аудитории следует учитывать при исследовании причин поступления обучающихся на MOOC [6].

Обозначим  $EL$  множество образовательных уровней требований MOOC:

$$EL = \{el_i, i_1 \in [1, nl]\},$$

где  $nl$  - количество вариантов образовательного уровня.

Для MOOC высшего профессионального образования  $nl = 3$ :  $EL = \{HS, UG, GS\}$ , где  $HS$  = «high school level content»,  $UG$  = «undergraduate level content»,  $GS$  = «graduate level course».

Обозначим  $RM$  множество причин регистрации обучающихся на MOOC:

$$RM = \{rm_i, i_2 \in [1, nr]\},$$

где  $nr$  – количество причин регистрации на курсе.

Причинами подписки на MOOC указаны ( $nr = 4$ ) [7]:

1. Желание узнать о новой теме или расширить имеющиеся знания ( $rm_1$ );
2. Любопытство ( $rm_2$ );
3. Личный вызов ( $rm_3$ );
4. Желание собрать больше свидетельств завершения обучения ( $rm_4$ ).

Данные исследования [6] позволили расширить это множество ( $nr = 6$ ) [3]:

5. Бесплатность курса ( $rm_5$ );
6. Процесс обучения забавный и интересный ( $rm_6$ ).

Авторами работы [6] как наиболее популярные указаны причины  $rm_1$  и  $rm_6$ .

Мотивы подписки обучающихся на MOOC отличаются. Доля подписавшихся, которые указывают причину  $rm_4$ , зависит от значения параметра  $EL$ :

$$rm_4 = \begin{cases} 15\%, & \text{если } el_i = HS; \\ 33\%, & \text{если } el_i = UG; \\ 20\%, & \text{если } el_i = GS. \end{cases}$$

Обозначим  $DR$  множество причин отсева обучающихся MOOC:

$$DR = \{dr_i, i_3 \in [1, nd]\},$$

где  $nd$  – количество причин отсева обучаемых курсов.

Значения элементов этого множества получены из работы [7] ( $nd = 3$ ):

1. Отсутствие стимула ( $dr_1$ );
2. Неспособность понять содержание материала и отсутствие того, к кому можно обратиться за помощью ( $dr_2$ );
3. Наличие других приоритетов для выполнения ( $dr_3$ ).

Результаты работ [6, 8] позволили расширить множество  $DR$  ( $nd = 4$ ) с учетом цифрового разрыва между странами с разным индексом человеческого развития (Human Development Index, HDI). Успешными обучающимися MOOC являются продвинутые пользователи новых технологий, в основном из стран с очень высоким и высоким HDI. Поэтому фактором влияния на траекторию обучения может быть использован демографический показатель из профиля обучающегося, отображаемый в  $dr_4 = HDI$ ,  $dr_4 \in [0,1]$ . Сдерживающим фактором действительно массового распространения MOOC является широкополосный доступ в Интернет в странах со средним и низким HDI.

Каким образом MOOC может адаптироваться к особенностям технологических возможностей обучающихся и снижения влияния параметра  $DR$ ? Обозначим  $ER$  множество образовательных ресурсов MOOC (не содержащих задания с оцениванием):

$$ER = \{er_i, i_4 \in [1, ne]\},$$

где  $ne$  – количество образовательных ресурсов курса.

Варианты качества видео ресурсов MOOC указаны авторами [6] ( $ne = 3$ ):

1. HD видео-лекции ( $er_1$ );
2. Уменьшенные версии видео-лекций ( $er_2$ );
3. Аудио-версии лекций ( $er_3$ ).

Тогда рекомендуется для MOOC:

$$er_i = \begin{cases} er_1, & \text{если } dr_4 \geq 0.7; \\ er_2 \\ \text{или } er_3 & \text{если } dr_4 < 0.7. \end{cases}$$

Таким образом, статическая компонента  $SM$  модели обучающегося MOOC, основанная на результатах его регистрации на курсе и первого входа, представляет собой тройку  $SM = \langle EL, RM, DR \rangle$  [3]. Программными средствами MOOC-платформы при выборе обучающимся соответствующего курса фиксируется элемент модели  $EL$ . Значения параметра  $RM$  могут быть получены из входных опросов, предусмотренных в курсе. Определение  $dr_4$  может быть автоматически выполнено на основе информации из профиля обучающегося или по его IP-адресу.

Далее рассмотрим расширение модели обучающегося путем включения в нее набора параметров динамической компоненты, основанных на структуре взаимодействия обучаемых с образовательными ресурсами MOOC [9] и другими участниками курса.

Спектр педагогических подходов, на которых базируются современные MOOC разнообразен. Его границы представлены педагогическими моделями xMOOCs и cMOOCs соответственно. Модель xMOOCs ориентирована на приобретение и дублирование знаний (передачей знаний от учителя к ученику). Модель cMOOCs сосредоточена на создании и генерации нового знания силами самих обучающихся [10]. Вне зависимости от педагогической модели MOOC могут иметь несколько периодов жизни (например, один раз в календарном или учебном году) [2] и два режима эксплуатации:

- Фиксированный. Имеет указанные и контролируемые сроки начала и завершения;
- Свободный. Режим самостоятельного изучения («self-paced») [11].

Далее рассматриваются результаты обучения за отдельный период жизни курса с фиксированным режимом эксплуатации.

Такой традиционный показатель эффективности MOOC как «процент отсева» предполагает двоичную классификацию обучающихся [6]. Обозначим множества:

1.  $L$  («Learners», обучающиеся). Все, кто подписались на курс.  $L = \{l_i, i \in [1, nL]\}$ , где  $nL$  – общее количество подписанных обучающихся;

2.  $Co$  («Completers», завершившие). Те, кто прошли курс, придерживаясь ожиданий инструктора на протяжении всего курса.  $Co = \{Co_i\}, i \in [1, nCo]$ , где  $nCo$  – количество обучающихся, успешно завершивших обучение;

3.  $NCo$  («Non completers», не завершившие). Все остальные.  $NCo = \{nCo_i\}, i \in [1, nNCo]$ , где  $nNCo$  – количество обучающихся, не завершивших курс.

Тогда:

$$\begin{aligned} L &= Co \cup NCo \\ Co &\neq \emptyset; \quad NCo \neq \emptyset \\ Co \cap NCo &= \emptyset \end{aligned} \quad (1)$$

Типология обучающихся вида  $NCo$  поможет выявить различия в моделях поведения «не завершивших» и в траекториях их обучения, что позволит индивидуализировать процесс обучения с целью удержания  $NCo$  на курсе.

Выделим параметры динамической компоненты модели обучающихся, рассмотрев аспекты поведения в разные моменты их деятельности на курсе:

1. Длительность посещения курса в целом;
2. Индивидуальное участие при выполнении заданий для каждого модуля курса;
3. Траекторию взаимодействия с курсом.

МООС с фиксированным режимом эксплуатации имеют учебный план и график обучения в течение 6-14 недель. Поэтому в качестве одного из параметров деятельности на курсе обучающихся из  $NCo$  используется длительность посещения ими этого курса [4]. Обозначим:

- $Sh$  («Shoppers», покупатели). Посещали курс 5 или меньше дней;
- $Dab$  («Dabblers», дилетанты). Посещали курс от 6 до 15 дней;
- $Auditors$  (аудиторы). Посещали курс 16 дней или более.

Тогда динамическая компонента  $DM$  модели обучающегося МООС представляет собой тройку  $DM = \langle L, Course, LSt \rangle$ , где в дополнении к (1):

$$\begin{aligned} NCo &= Sh \cup Dab \cup Auditors \\ Sh &\neq \emptyset; \quad Dab \neq \emptyset; \quad Auditors \neq \emptyset \\ Sh \cap Dab \cap Auditors &= \emptyset \\ LSt &\text{ – статус обучающегося } l_i \text{ на курсе } Course. \end{aligned} \quad (2)$$

Введем обозначения:

- $nw$ . Длительность курса  $Course$  (недели);
- $lc$ . Длина курса (календарные дни),  $lc = nw \times 7$ ;
- $vis$ . Параметр ежедневного посещения обучающимся курса  $Course$ .

$$vis_k(l_i) = \begin{cases} 1, & \text{если обучающийся } l_i \text{ посетил } Course \text{ в } k\text{-й день курса;} \\ 0, & \text{иначе;} \end{cases}$$

- $v_i^k$ . Информация о посещении  $Course$  обучающимся  $l_i$  в  $k$ -й день курса.

$$v_i^k = \begin{cases} 1, & (\sum_{j=1}^{lc} vis_j(l_i) | j = k) \geq 1; \\ 0, & (\sum_{j=1}^{lc} vis_j(l_i) | j = k) = 0; \end{cases}$$

- $nd_i$ . Количество дней, в которые обучающийся  $l_i$  посетил курс  $Course$ .

$$nd_i = \sum_{k=1}^{lc} v_i^k.$$

Тогда в  $DM$  с учетом длительности посещения курса в дополнении к (1):

$$LSt(l_i) = \begin{cases} Sh, & \text{если } nd_i \leq 5; \\ Dab, & \text{если } 5 < nd_i \leq 15; \\ Auditors, & \text{если } nd_i > 15. \end{cases} \quad (3)$$

Определим параметры модели обучающихся, определяющие индивидуальное участие в МООС в каждый период оценки элементов курса [6]. Обозначим:

- *Ont* («On track», успевающие). Выполнили задания с оценкой вовремя;
- *Beh* («Behind», отстающие). Выполнили задания с оценкой с опозданием;
- *Auditing* («Auditing», проверяющие). Наблюдали, но не выполняли задания с оценкой.

Обозначим:

$$ass_j^k(l_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } l_i \text{ получил оценку задания модуля } k \text{ на неделе } j; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Тогда в *DM* с учетом индивидуального участия при выполнении заданий для каждого модуля курса, дополняя модель (1), имеем:

$$LSt(l_i) = \begin{cases} Ont, & \text{если } \forall k \in [1, nw](ass_k^k(l_i) = 1); \\ Beh, & \text{если } \exists k \in [1, nw](j > k, ass_j^k(l_i) = 1); \\ Auditing, & \text{если } \neg \exists k \in [1, nw](ass_k^k(l_i) = 1). \end{cases} \quad (4)$$

Формализуем расширение модели (1) по стилю траектории взаимодействия с курсом [6]. Обозначим:

- *Co* («Completing», выполнившие). Выполнили большинство из заданий с оценкой;
- *Aud* («Auditing», проверяющие). Выполняли задания с оценками нечасто или вообще не выполняли, вместо этого, наблюдали видео-лекции;
- *Dis* («Disengaging», отключенные). Выполнили задания с оценкой в начале курса, но потом заметно снизили свою активность;
- *Samp* («Sampling», выборочные). Просмотрели хотя бы одну видео-лекцию.

Тогда:

$$NCo = Aud \cup Dis \cup Samp$$

$$Aud \neq \emptyset; \quad Dis \neq \emptyset; \quad Samp \neq \emptyset$$

$$Aud \cap Dis \cap Samp = \emptyset$$

Введем обозначения:

- *NWA*. Множество, содержащее количество заданий, подлежащих оцениванию на неделях курса *Course*.  $NWA = \{nwa_i\}, i \in [1, nw]$  ;

- *na*. Общее количество заданий курса *Course*, подлежащих оцениванию:  
 $na = \sum_{i=1}^{nw} nwa_i$  ;

- *vc*. Параметр просмотра обучающимся ресурсов контента курса *Course*.

$$vc_k(l_i) = \begin{cases} 1, & \text{если обучающийся } l_i \text{ просмотрел ресурс контента модуля } k; \\ 0, & \text{иначе;} \end{cases}$$

- *nm*. Общее количество модулей курса;

- *nvr<sub>i</sub>*. Количество просмотров ресурсов контента курса обучаемым *l<sub>i</sub>*.

$$nvr_i = \sum_{k=1}^{nm} vc_k(l_i) ;$$

- $nca_i^j$ . Количество заданий всех модулей курса, выполненных обучающимся  $l_i$  на неделе  $j$ .  

$$nca_i^j = \sum_{k=1}^{nm} ass_j^k(l_i);$$
- $nc_i$ . Общее количество заданий курса, выполненных обучаемым  $l_i$ .  $nc_i = \sum_{j=1}^{nw} nca_i^j$ ;
- $ap$ . Количество недель активности обучающихся; это первые недели после регистрации на курсе ( $2 \leq ap < nw/2$ );
- $ncap$ . Количество заданий с оценкой, которые должны быть выполнены за период активности обучающегося  $l_i$ .  $ncap = \sum_{i=1}^{ap} nwa_i$ ;
- $ncnp$ . Количество заданий с оценкой, оставшихся после окончания периода активности обучающегося  $l_i$ .  $ncnp = \sum_{i=ap+1}^{nw} nwa_i$ ;

Тогда в  $DM$  с учетом траектории взаимодействия с курсом в дополнении к (1):

$$LSt(ncO_i) = \begin{cases} Aud, & \text{если } nc_i \approx 0 \ \& \ nrv_i \leq nv; \\ Dis, & \text{если } \forall k \in [1, nw] (\sum_{j=1}^{ap} ass_j^k(ncO_i) = ncap \ \& \\ & \sum_{j=ap+1}^{nw} ass_j^k(ncO_i) \ll ncnp); \\ Samp, & \text{если } nc_i \approx 0 \ \& \ nrv_i \geq 1. \end{cases} \quad (5)$$

Таким образом, рассмотренные выше параметры динамической компоненты  $DM$  модели обучающихся МООС, основанной на результатах их взаимодействия с образовательными ресурсами и элементами МООС, не зависят от предметной области контента курса и используемых в нем педагогических подходов. Эти параметры модели обучающихся МООС учитывают только факт употребления ресурсов контента курса и осуществления такого вида деятельности как выполнение заданий с оцениванием. Однако они не в полной мере учитывают регулярность индивидуальной деятельности обучающихся и не затрагивают совместную деятельность и взаимодействие обучающихся курса.

Регулярность деятельности на курсе создает предпосылки успешного завершения курса для МООСs, основанных на любом педагогическом подходе. Факторы совместной работы оказывают влияние на модель обучающихся курсов в разной степени: в большей степени для сМООСs, чем для хМООСs.

Расширим динамическую компоненту  $DM$  модели обучающихся с целью учета:

1. Регулярности выполнения обучающимися заданий с оцениванием;
  2. Степени вовлеченности в совместную деятельность.
- Определим параметры расширения модели (1) с учетом этих факторов [12, 13]. Обозначим:
1. *Act* («Active participants», активные участники). В полной мере участвовали в МООС, в том числе потребляя контент, выполняя тесты, экзамены, письменные задания и оценивание друг друга, активно участвуя в дискуссиях через социальные медиа платформы;
  2. *Pass* («Passive participants», пассивные участники). Употребляли контент курса и ожидали обучение, обычно не участвовали в деятельности или обсуждениях;
  3. *Lurk* («Lurkers», избегающие [13] или «Observers», наблюдатели [12]). Активно работали в течение курса, но не взаимодействовали активно с другими обучающимися;
  4. *DrI* («Drop-Ins», приходящие только на краткий период). Частично или полностью активно участвовали в избранной теме курса, но не пытались завершить весь курс;

5. *NSh* («No-shows», не показывающиеся). Подписались на курс, но не пытались ничего в нем делать.

Введем обозначения:

6. *WSt*. Статус обучающегося  $l_i$  на курсе *Course* по результатам употребления ресурсов контента и выполнения заданий с оцениванием.

$$WSt(l_i) = \begin{cases} work, & \text{если } \forall k \in [1, nw](vc_k(l_i) = 1 \& ass_k^k(l_i) = 1); \\ obs, & \text{если } \forall k \in [1, nw](vc_k(l_i) = 1 \& ass_k^k(l_i) = 0); \\ nosh, & \text{если } \forall k \in [1, nw](vc_k(l_i) = 0 \& ass_k^k(l_i) = 0); \end{cases}$$

7. *disc*. Параметр участия обучающегося в обсуждениях модуля  $k$  курса.

$$disc_k(l_i) = \begin{cases} 0, & \text{если } l_i \text{ не участвовал в дискуссиях}; \\ 1, & \text{если } l_i \text{ обращался за помощью индивидуально инструктору}; \\ 2, & \text{если } l_i \text{ обращался за помощью в общих дискуссиях}; \\ 3, & \text{если } l_i \text{ отвечал на вопросы в общих дискуссиях}; \\ 4, & \text{если } l_i \text{ задавал вопросы и отвечал на вопросы в общих дискуссиях}. \end{cases}$$

Тогда в *DM* с учетом регулярности индивидуальной деятельности и степени вовлеченности в совместную деятельность имеем в дополнении к (1):

$$LSt(l_i) = \begin{cases} Act, & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = work \& disc_k(l_i) > 2); \\ Pass, & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = obs \& disc_k(l_i) = 0); \\ Lurk, & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = work \& disc_k(l_i) = 0); \\ DrI, & \text{если } \exists k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = work \& disc_k(l_i) > 2); \\ NSh, & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = nosh \& disc_k(l_i) = 0). \end{cases} \quad (6)$$

Определим параметры динамической компоненты *DM* модели обучающихся с целью учета их индивидуальных потребностей:

1. В общении с инструктором курса;
2. В командной работе;
3. Лидерства.

Эти факторы основаны на измерениях МООС, использованных в работе [14] для выделения функциональных групп обучающихся курса программной инженерии в «перевернутом классе» на основе классификации 6 архетипов [15]. Обозначим:

- *Part* («Participant learners», участвующие обучающиеся). Очень заинтересованы в содержании курса и задают вопросы;
- *Avoid* («Avoidant learners», замкнутые обучающиеся). Работают как можно меньше, или только незадолго до мертвой линии;
- *Indep* («Independent learners», независимые обучающиеся). Работают самостоятельно и редко обращаются за помощью;
- *Dep* («Dependent learners», зависимые обучающиеся). Часто обращаются за помощью;
- *Coll* («Collaborative learners», совместные обучающиеся). Предпочитают работать в команде;
- *Comp* («Competitive learners», конкурентные обучающиеся). Хотят все сделать лучше, чем другие участники курса.

Введем обозначения:

*GR*. Множество, содержащее значения высших баллов за задания, подлежащие

оцениванию.  $GR = \{gr_i\}, i \in [1, na]$  ;

- $grA$  . Оценка, полученная обучающимся за выполнение задания.

$$grA_j(l_i) = \begin{cases} = 0, & \text{если обучающийся } l_i \text{ не получил оценку за задание } j; \\ \neq 0, & \text{иначе;} \end{cases}$$

$$0 \leq grA_j(l_i) \leq gr_j, j \in [1, na];$$

- $ba$  . Пороговое значение оценивания деятельности обучающихся на курсе  $Course$  . Достижение  $ba$  гарантирует обучающемуся статус успешно завершившего этот курс;
- $rl$  . Номер недели курса («мертвая линия»), позже которой начинать активную деятельность на курсе нет смысла, так как объем работ, обязательных к выполнению, превышает возможные ресурсы обучающегося;
- $p$  . Количество недель курса (порог, отделяющий от «мертвой линии»), в течение которых резко повышается активность деятельности обучающегося на курсе как попытка успеть выполнить обязательный объем работ с учетом его возможных ресурсов;
- $tp$  . Параметр участия обучающегося в командной работе.

$$tp_k(l_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } l_i \text{ участвует в выполнении работ модуля } k \text{ в команде;} \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Тогда в  $DM$  с учетом потребностей в общении с инструктором курса, командной работе и лидерства имеем в дополнении к (1):

$$LSt(l_i) = \begin{cases} Part & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = obs \ \& \ 1 \leq disc_k(l_i) \leq 2 \ \& \\ & tp_k(l_i) = 0); \\ Avoid, & \text{если } \sum_{j=1}^{na} grA_j(l_i) \approx ba \ |\ \forall k \in [1, nm](\sum_{j=rl-p}^{rl} (ass_j^k(l_i)) > \\ & \sum_{j=1}^{nw} (ass_j^k(l_i) \ | \ j \notin [rl-p, rl]) \ \& \ tp_k(l_i) \in [0,1]); \\ Indep, & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = work \ \& \ disc_k(l_i) = 0 \ \& \\ & tp_k(l_i) = 0); \\ Dep, & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = work \ \& \ 1 \leq disc_k(l_i) \leq 2); \\ & tp_k(l_i) \in [0,1]); \\ Coll, & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = work \ \& \ tp_k(l_i) = 1); \\ Comp, & \text{если } \forall k \in [1, nw](WSt_k(l_i) = work \ \& \ disc_k(l_i) = 3) \ \& \\ & \forall j \in [1, na](grA_j(l_i) \approx \max_{1 \leq k \leq nL, k \neq i} (grA_j(l_k)) \ \& \\ & tp_k(l_i) \in [0,1]); \end{cases} \quad (7)$$

Данные параметров динамической компоненты  $DM$  модели обучающихся МООС могут быть собраны программными средствами МООС-платформы в процессе функционирования курса и использованы для проектирования индивидуальной траектории обучения.

Некоторые из предложенных параметров компоненты  $DM$  могут быть использованы для снижения уровня отсева обучающихся с курса уже на этапе его проектирования. Так уменьшение длительности курса  $nw$  приводит к смещению «мертвой линии»  $rl$  ближе к началу курса. Это в свою очередь, будет подталкивать обучающихся типа «Avoidant learners» к более регулярной деятельности из-за риска не уложиться в срок, запланированный ими личным порогом  $p$  . Уменьшение  $nw$  будет настраивать обучающихся типа «Behind» на выполнение заданий с меньшим отставанием, а у обучающихся типа «Disengaging» это не оставит времени на снижение активности. Участники из категории «Drop-Ins» в коротком курсе имеют более высокую вероятность приблизиться к пороговому значению  $ba$  и выполнить задания хотя бы еще одного модуля для увеличения своего прогресса на курсе.

Определенную роль может сыграть реинжиниринг МООС с высокими показателями отсева на протяжении нескольких периодов жизни. Улучшение модульности структуры курса, укрупнение



заданий с оцениванием, создание инструкций по их выполнению, аккумуляция популярных вопросов в форумах типа «FAQ» («часто задаваемые вопросы») направлено на перевод обучающихся категорий «Passive participants», «Participant learners» и «Dependent learners» в категорию активных участников.

Для всех типов обучающихся, у которых параметры модели зависят от модульности и длительности курса, уменьшение  $nw$  и/или реструктуризация МООС может приблизить их к более гарантированному завершению курса. Статистика подтверждает выявленный потенциал снижения уровня отсева с курса: короткие и модульные МООС имеют показатели завершения выше, чем длинные [2, 16].

Разные виды деятельности обучающихся МООС, подлежащие оцениванию, обычно имеют различные весовые коэффициенты в формирующей и суммарной оценке [17]. Эти коэффициенты можно сделать адаптивными с учетом типа обучающегося. Например, для категории «Independent learners» вес участия в командной работе следует увеличивать (по отношению к весу этого вида деятельности обучающихся типа «Collaborative learners») с целью поощрения командного стиля работы с целью ускорения прогресса работы независимого обучающегося к пороговому значению  $ba$ .

Предложенная в данной работе формализация моделей обучающихся МООС может быть использована в учебной аналитике действующих курсов, а также при разработке новых МООС с целью выявления резервов снижения уровня отсева обучающихся и индивидуализации процесса обучения.

К дальнейшим направлениям исследований следует отнести расширение модели обучающихся параметрами их участия в совместном/коллективном оценивании заданий других участников курса.

## Литература

1. Jordan K. Initial Trends in Enrolment and Completion of Massive Open Online Courses // International review of research in open and distance learning. – 2014. – Vol. 15, Iss. 1. – P. 133–160.
2. Jordan K. MOOC completion rates: The data. URL: <http://www.katyjordan.com/MOOCproject.html>.
3. Дацун Н.Н., Уразаева Л.Ю. Параметры статистической компоненты модели обучаемого в МООС / Интеграция науки и практики: проблемы, перспективы, развитие – Старый Оскол: ООО «Оскольская типография», 2015. – С. 11-15.
4. DeBoer J., Ho A.D., Stump G.S., Breslow L. Changing «Course»: Reconceptualizing Educational Variables for Massive Open Online Courses // Educational researcher. – 2014. – Vol. 43, Iss. 2. – P. 74-84.
5. Fisher A., Anderson G.B., Peng R., Leek J. A randomized trial in a massive online open course shows people don't know what a statistically significant relationship looks like, but they can learn // PeerJ Computer Science. – 2014. – Vol. 2. – Article e589. URL: <https://peerj.com/articles/589/>
6. Kizilcec R.F., Piech C., Schneider E. Deconstructing disengagement: analyzing learner subpopulations in massive open online courses. Proc. of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge. – 2013. – P. 170-179.
7. Hew K. F., Cheung W. S. Students' and instructors' use of massive open online courses (MOOCs): Motivations and challenges // Educational research review. – 2014. – Vol. 12. – P. 45-58.
8. Poy R., Gonzales-Aguilar A. MOOC success factors: some critical considerations // Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação. – 2014. – Iss. spe1. – P. 105-118.
9. Дацун Н.Н., Уразаева Л.Ю. Параметры динамической компоненты модели обучаемого в МООС / Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине. Часть III. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2015. – С. 78-80.
10. Auyeung V. Review: To MOOC or not to MOOC: Issues to consider for would-be MOOC academic leads // Higher Education Research Network Journal. – 2015. – P. 64-71.
11. Дацун Н.Н., Уразаева Л.Ю. Обеспечение подготовки ИТ-студентов с использованием массовых открытых онлайн курсов // Информатика и образование. – 2015. - №6. – С.30-36.
12. Hill P. Emerging student patterns in MOOCs: A (revised) graphical view. URL: <http://mfeldstein.com/emerging-student-patterns-in-moocs-arevised-graphical-view/>.
13. Milligan C., Littlejohn A., Margaryan A. Patterns of engagement in connectivist MOOCs // Journal of Online Learning and Teaching. – 2013. – Vol. 9, № 2. URL: [http://jolt.merlot.org/vol9no2/milligan\\_0613.htm](http://jolt.merlot.org/vol9no2/milligan_0613.htm).
14. Berkling K., Thomas C. Looking for Usage Patterns in e-Learning Platforms / Proc. of the 6th International Conference on Computer Supported Education. – 2014. – P. 144-152.
15. Grasha Anthony F. A matter of style: The teacher as expert, formal authority, personal model, facilitator, and delegator // College Teaching. – 1994. – Vol. 42, № 4. – P. 142-149.
16. Jordan K. Massive open online course completion rates revisited: Assessment, length and attrition // International Review of Research in Open and Distance Learning. – 2015. – Vol. 16, № 3. – P. 341-358.
17. Hickey D.T., Quick J.D., Shen X. Formative and summative analyses of disciplinary engagement and learning in a big open online course / Proc. of the Fifth International Conference on Learning Analytics And Knowledge. – 2015. – P. 310-314.