

УДК 004.891.3

Ли Денис Станиславович, магистрант, МИРЭА – Российский технологический университет, г. Москва

## **ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ОБОСНОВАНИЕ АДАПТИВНОГО МОДУЛЯ ГЕЙМИФИКАЦИИ НА ОСНОВЕ DEEP KNOWLEDGE TRACING В АРХИТЕКТУРЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ОБУЧЕНИЯ**

### **Аннотация**

Статья представляет собой теоретическое исследование, посвящённое проблеме кратковременности эффектов традиционной геймификации в системах онлайн-образования. Систематические обзоры фиксируют угасание положительных эффектов статичной геймификации через 4–8 недель в большинстве лонгитюдных исследований [7, 9], что объясняется неспособностью фиксированных игровых механик обеспечивать индивидуализированную информирующую обратную связь. На основе анализа эмпирических исследований и двух теоретических моделей – теории самодетерминации (SDT) Deci и Ryan и теории потока Csikszentmihalyi – сформулирована и обоснована гипотеза H1 о том, что интеграция игровых механик с адаптивным подбором заданий на основе Deep Knowledge Tracing (DKT) обеспечивает более устойчивое повышение вовлечённости по сравнению со статичной геймификацией. Предложена формализация начисления очков через функцию прироста вероятности знания DKT ( $XP = k \cdot \Delta p_n$ , где  $k$  – масштабирующий коэффициент, подбираемый эмпирически для конкретной предметной области), критерий выдачи достижений ( $p_n \geq 0,85$ ) и рейтинг по динамике прироста знаний ( $\text{rank}$  по  $\Delta \bar{p}$ ). Разработан дизайн рандомизированного А/В-эксперимента для верификации гипотезы с минимальной выборкой  $n \geq 350$  (не менее 175 участников на группу) и продолжительностью не менее 8 недель. Эмпирическая проверка составляет предмет последующих исследований.

## Annotation

This paper presents a theoretical study addressing the problem of short-lived effects of conventional gamification in online learning systems. Systematic reviews indicate that positive effects of static gamification fade within 4–8 weeks in the majority of longitudinal studies [7, 9], as fixed game mechanics structurally fail to deliver individualized, informing feedback. Drawing on empirical studies and two theoretical frameworks – Self-Determination Theory (SDT) by Deci and Ryan and Flow Theory by Csikszentmihalyi – Hypothesis H1 is formulated and theoretically justified: integrating game mechanics with adaptive task selection based on Deep Knowledge Tracing (DKT) produces more sustained learner engagement than static gamification. A formalization of experience point accrual ( $XP = k \cdot \Delta p_n$ , where  $k$  is a scaling coefficient determined empirically for each subject domain), achievement criteria ( $p_n \geq 0.85$ ), and a knowledge-gain leaderboard (ranked by mean  $\Delta \bar{p}$ ) is proposed. A randomized A/B experiment design is developed for hypothesis verification, with a minimum sample of  $n \geq 350$  (at least 175 participants per group) and duration of at least 8 weeks. Empirical testing constitutes the subject of future research.

**Ключевые слова:** адаптивная геймификация, Knowledge Tracing, Deep Knowledge Tracing, онлайн-образование, теория самодетерминации, теория потока, вовлечённость обучающихся.

**Keywords:** adaptive gamification, Knowledge Tracing, Deep Knowledge Tracing, online education, self-determination theory, flow theory, learner engagement.

## Введение

Геймификация – применение игровых элементов в неигровых контекстах [6] – широко используется в онлайн-образовании для повышения вовлечённости. Однако систематические обзоры фиксируют угасание положительных эффектов геймификации через 4–8 недель в большинстве лонгитюдных исследований [7, 9]. Отечественные исследователи также фиксируют ограничения и риски

применения геймификации без учёта индивидуальных особенностей обучающихся [1] и подчёркивают, что геймификационные элементы повышают мотивацию только при условии правильной организации учебного процесса [2].

Цель статьи – теоретически обосновать гипотезу о том, что интеграция геймификации с адаптивным подбором заданий на основе Deep Knowledge Tracing (DKT) [10] потенциально обеспечивает более устойчивый эффект вовлечённости. Для достижения цели решаются задачи: 1) систематизировать причины кратковременности эффектов статичной геймификации; 2) обосновать теоретический механизм связи DKT с долгосрочной вовлечённостью; 3) формализовать критерии адаптивного назначения наград; 4) предложить дизайн эксперимента для проверки гипотезы. Объект исследования – системы онлайн-обучения с элементами геймификации. Предмет исследования – механизмы адаптивной геймификации на основе модели Deep Knowledge Tracing. Методы исследования: теоретический анализ научной литературы, сравнительный анализ моделей отслеживания знаний (BKT и DKT), концептуальное моделирование адаптивных игровых механик.

Научная новизна: предложена формализованная связь между динамической моделью знаний DKT и критериями игровых наград, обоснованная через SDT и теорию потока; разработан дизайн верифицирующего А/В-эксперимента.

## **1. ПРИЧИНЫ КРАТКОВРЕМЕННОСТИ ЭФФЕКТОВ СТАТИЧНОЙ ГЕЙМИФИКАЦИИ**

Обзор Namari et al. [7] показал: из 14 исследований, измерявших долгосрочные эффекты геймификации, положительные результаты подтвердились лишь в 9. Napus и Fox [8] в лонгитюдном эксперименте (n = 71, один семестр) зафиксировали, что к концу курса студенты геймифицированной группы демонстрировали более низкую внутреннюю мотивацию и успеваемость по сравнению с контрольной. Причина – демотивирующий эффект таблиц

лидеров для студентов с низкими позициями, воспринимавших механики как внешний контроль, а не поддержку.

Теория самодетерминации (SDT) Deci и Ryan [5] объясняет этот механизм: внешние награды подрывают внутреннюю мотивацию, если воспринимаются как контролирующие. Статичная геймификация структурно не способна обеспечить информирующую функцию наград для всей аудитории одновременно, поскольку фиксированные пороги не учитывают индивидуальный уровень знаний. Условия долгосрочной эффективности геймификации систематизированы в табл. 1.

Таблица 1 – Условия долгосрочной эффективности геймификации, выявленные на основе анализа литературы

Условие	Основание	Подтверждение
Награды отражают реальный прогресс знаний	SDT: информирующая ОС → компетентность [5]	Namari et al. [7]: эффект при значимых критериях
Сложность задания соответствует навыкам	Теория потока: баланс сложность/навык [4]	Hanus & Fox [8]: эффект только при воспринимаемой справедливости
Избегание демотивирующего сравнения	SDT: угроза компетентности снижает мотивацию [5]	Hanus & Fox [8]: снижение у студентов с низкими позициями

Все три условия требуют индивидуализации механик – выполнить их в рамках статичной геймификации структурно затруднено.

## 2. ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ОБОСНОВАНИЕ АДАПТИВНОЙ ГЕЙМИФИКАЦИИ

Теория потока Csikszentmihalyi [4] описывает состояние максимальной вовлечённости, возникающее при балансе между сложностью задачи и уровнем навыков. Статичная геймификация не обеспечивает этого баланса индивидуально. Deep Knowledge Tracing (DKT) [10] – рекуррентная нейронная сеть (LSTM), строящая непрерывно обновляемый вектор вероятностей  $p_n \in [0, 1]$  знания каждой концепции  $s$  – предоставляет объективный индивидуальный

критерий прогресса, который может служить основой для адаптации игровых наград.

Базовая модель ВКТ [3] представляла знание как двоичное состояние; ДКТ снимает это ограничение, моделируя непрерывный прогресс и связи между концепциями. Именно непрерывность оценки делает ДКТ пригодным для динамического порога выдачи достижений в отличие от фиксированных счётчиков заданий.

### **3. ФОРМУЛИРОВКА И ОБОСНОВАНИЕ ГИПОТЕЗЫ**

На основании теоретического анализа формулируется гипотеза:

H1: Геймификация, в которой критерии выдачи наград определяются динамической моделью знаний ДКТ, потенциально обеспечивает более высокий уровень долгосрочной вовлечённости (процент завершения курса, частота возвратов) по сравнению со статичной геймификацией с фиксированными пороговыми значениями.

Обоснование строится на трёх аргументах. Первый (SDT [5]): награда при  $p_n \geq 0,85$  воспринимается как информирующая обратная связь о реальном освоении, а не как внешний контроль, что поддерживает внутреннюю мотивацию. Второй (теория потока [4]): подбор заданий с  $P(\text{success}) \in [0,55; 0,75]$  создаёт индивидуальный баланс сложности и навыка – условие потокового состояния. Третий: рейтинг по динамике прироста знаний, а не по абсолютным очкам, потенциально снижает демотивацию студентов с низким исходным уровнем [8].

### **4. ФОРМАЛИЗАЦИЯ И АРХИТЕКТУРНОЕ РЕШЕНИЕ**

Пусть  $p_n(t)$  – вероятность знания концепции  $s$  в момент  $t$  по модели ДКТ,  $\Delta p_n = p_n(t) - p_n(t-1)$ . Предлагается следующая формализация адаптивных наград:

$$XP = k \cdot \Delta p_n, \text{ достижение: } p_n \geq 0,85, \text{ рейтинг: rank по } \Delta \bar{p}$$

где  $k > 0$  – масштабирующий коэффициент, определяемый эмпирически для конкретной предметной области (например, путём нормировки  $XP$  в диапазоне  $[0; 100]$  за типовой урок);  $\Delta p_n$  типично принимает значения порядка

0,01–0,10 за одну попытку, что обеспечивает плавное и различимое начисление наград; порог освоения 0,85 предлагается по аналогии с моделью ВКТ [3]. Следует подчеркнуть, что в ДКТ вероятность знания является непрерывной выходной величиной LSTM-сети и по своей семантике отличается от байесовской вероятности ВКТ, поэтому перенос порога 0,85 носит эвристический характер и требует отдельной эмпирической калибровки для каждой предметной области. Рейтинг по среднему приросту  $\Delta\bar{p}$  позволяет сравнивать не абсолютный уровень, а динамику роста. Сравнение механик статичной и адаптивной геймификации приведено в табл. 2.

Таблица 2 – Сравнение механик статичной и адаптивной геймификации по ключевым критериям

Механика	Статичная	Адаптивная (ДКТ-based)	Преимущество
Очки	Фикс. начисление	$XP = k \cdot \Delta p_n$	Информирующая функция [5]
Достижения	Порог: N заданий	Порог: $p_n \geq 0,85$	Значимый критерий [7]
Рейтинг	По абсолютным очкам	По среднему $\Delta\bar{p}$	Снижает демотивацию [8]
Задания	Статичный подбор	$P(\text{success}) \in [0,55; 0,75]$	Условие потока [4]

## 5. НАПРАВЛЕНИЯ ЭМПИРИЧЕСКОЙ ПРОВЕРКИ

Гипотеза H1 проверяется в рамках рандомизированного А/В-эксперимента: экспериментальная группа – адаптивная геймификация (ДКТ-based), контрольная – статичная геймификация. Зависимые переменные: процент завершения курса, частота возвратов (DAU/WAU), результаты постеста. Медиаторы: воспринимаемая справедливость наград, воспринимаемая компетентность (в рамках SDT [5]).

Минимальная длительность – 8 недель для преодоления эффекта новизны [9]. Рекомендуемый размер выборки –  $n \geq 350$  (не менее 175 участников на группу): при ожидаемом среднем размере эффекта  $d \approx 0,3–0,4$  (характерном для

образовательных вмешательств [7]), статистической мощности 0,80 и уровне значимости  $\alpha = 0,05$  минимальная выборка по критерию Коэна составляет около 175 участников на группу, итого не менее 350 на всю выборку (экспериментальная и контрольная группы). Направления дальнейшей работы: оптимизация параметров  $\theta$  и  $k$  для различных предметных областей, разработка функции совместной оптимизации точности ДКТ и показателей вовлечённости.

## 6. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье выдвинута и теоретически обоснована гипотеза H1: адаптивная геймификация на основе ДКТ может обеспечить более устойчивый эффект вовлечённости по сравнению со статичной. Обоснование опирается на SDT [5] (информирующая функция наград), теорию потока [4] (баланс сложность/навык) и эмпирические данные о демотивирующем социальном сравнении [8].

Вклад автора: систематизированы механизмы демотивации статичной геймификации; предложена формализация  $XP = k \cdot \Delta p_n$ , порог  $p_n \geq 0,85$ , рейтинг по  $\Delta \bar{r}$ ; разработан дизайн верифицирующего А/В-эксперимента. Принципиальным концептуальным вкладом является переход от поведенческих метрик (количество выполненных заданий) к когнитивной метрике (прирост вероятности знания), что позволяет переосмыслить принципы геймификации в образовательных системах. Отечественные исследования подтверждают необходимость индивидуализации игровых механик и учёта рисков геймификации в российской образовательной среде [1, 2].

## ЛИТЕРАТУРА

1. Липатова С.Д., Хохолева Е.А. Геймификация как педагогическая технология активизации учебной мотивации студентов вуза // Профессиональное образование в России и за рубежом. – 2020. – № 1 (37). – С. 44–51.

2. Ефаненков Н.М., Зорин К.А. Геймификация и влияние геймификации на когнитивные способности и мотивацию в обучении как элемента образовательной культуры // Актуальные исследования. – 2024. – № 25 (207). – С. 99–102.
3. Corbett A.T., Anderson J.R. Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge // User Modeling and User-Adapted Interaction. – 1994. – Vol. 4, No. 4. – P. 253–278.
4. Csikszentmihalyi M. Flow: The Psychology of Optimal Experience. – New York: Harper & Row, 1990. – 303 p.
5. Deci E.L., Ryan R.M. The «what» and «why» of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior // Psychological Inquiry. – 2000. – Vol. 11, No. 4. – P. 227–268.
6. Deterding S., Dixon D., Khaled R., Nacke L. From game design elements to gamefulness: Defining «gamification» // Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference. – 2011. – P. 9–15.
7. Hamari J., Koivisto J., Sarsa H. Does gamification work? A literature review of empirical studies on gamification // Proceedings of the 47th Hawaii Int. Conf. on System Sciences (HICSS). – 2014. – P. 3025–3034.
8. Hanus M.D., Fox J. Assessing the effects of gamification in the classroom: A longitudinal study on intrinsic motivation, social comparison, satisfaction, effort, and academic performance // Computers & Education. – 2015. – Vol. 80. – P. 152–161.
9. Koivisto J., Hamari J. The rise of motivational information systems: A review of gamification research // International Journal of Information Management. – 2019. – Vol. 45. – P. 191–210.
10. Piech C., Bassen J., Huang J., Ganguli S., Sahami M., Guibas L., Sohl-Dickstein J. Deep knowledge tracing // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). – 2015. – Vol. 28. – P. 505–513.

## LITERATURE

1. Lipatova S.D., Khokholyova E.A. Gejmifikacija kak pedagogičeskaja tehnologija aktivizacii uchebnoj motivacii studentov vuza [Gamification as a pedagogical technology for activating educational motivation of university students] // Professional'noe obrazovanie v Rossii i za rubezhom. – 2020. – No. 1 (37). – P. 44–51. (In Russian)
2. Efanenkov N.M., Zorin K.A. Gejmifikacija i vlijanie gejmifikacii na kognitivnye sposobnosti i motivaciju v obuchenii [Gamification and its influence on cognitive abilities and motivation in learning] // Aktual'nye issledovanija. – 2024. – No. 25 (207). – P. 99–102. (In Russian)
3. Corbett A.T., Anderson J.R. Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge // User Modeling and User-Adapted Interaction. – 1994. – Vol. 4, No. 4. – P. 253–278.
4. Csikszentmihalyi M. Flow: The Psychology of Optimal Experience. – New York: Harper & Row, 1990. – 303 p.
5. Deci E.L., Ryan R.M. The «what» and «why» of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior // Psychological Inquiry. – 2000. – Vol. 11, No. 4. – P. 227–268.
6. Deterding S., Dixon D., Khaled R., Nacke L. From game design elements to gamefulness: Defining «gamification» // Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference. – 2011. – P. 9–15.
7. Hamari J., Koivisto J., Sarsa H. Does gamification work? A literature review of empirical studies on gamification // Proceedings of the 47th Hawaii Int. Conf. on System Sciences (HICSS). – 2014. – P. 3025–3034.
8. Hanus M.D., Fox J. Assessing the effects of gamification in the classroom: A longitudinal study on intrinsic motivation, social comparison, satisfaction, effort, and academic performance // Computers & Education. – 2015. – Vol. 80. – P. 152–161.
9. Koivisto J., Hamari J. The rise of motivational information systems: A review of gamification research // International Journal of Information Management. – 2019. – Vol. 45. – P. 191–210.

10. Piech C., Bassen J., Huang J., Ganguli S., Sahami M., Guibas L., Sohl-Dickstein J. Deep knowledge tracing // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). – 2015. – Vol. 28. – P. 505–513.