УДК 519.863
DOI: 10.26102/2310-6018/2026.61.10.023

Математическое моделирование процессов научения агента в организационной системе

Л.В. Россихина[1], Д.А. Резников[2]✉

[1]Академия управления МВД России, Москва, Российская Федерация
[2]Воронежский институт ФСИН России, Воронеж, Российская Федерация

Резюме. В статье рассматриваются математические модели процессов научения агента в организационной системе. Научение понимается как изменение поведения и знаний агента под влиянием опыта, обратной связи и взаимодействия с другими агентами. Предлагается классификация моделей: исполнительное научение (обучение действиям), когнитивное научение (формирование ментальных моделей) и социальное научение (имитация, передача знаний). Формализуются основные уравнения динамики знаний (модели Решер-Шульца, байесовского обновления, Q-обучения в многоруком бандите). Предлагается уравнение кривой итеративного научения, на основе которого разработан алгоритм построения индивидуальной траектории научения агента, позволяющий определить время научения для достижения оптимального уровня компетентности агента, то есть решается задача достижения максимума наименьших значений уровня компетентности по направлениям подготовки. Предложенный алгоритм позволяет получить аналитическое решение. Также предлагается математическая модель индивидуальной траектории научения агента, разработанная на основе классического уравнения кривой научения, позволяющая определить время научения по направлениям подготовки для обеспечения максимальной интегральной оценки уровня компетентности агента. Решение получено численными методами. В статье определяются перспективные направления исследования процессов научения агента.

Ключевые слова: агент-ориентированное моделирование, Q-обучение, байесовское обновление, когнитивные карты, социальное научение, передача знаний, кривая научения, индивидуальная траектория научения агента.

Для цитирования: Россихина Л.В., Резников Д.А. Математическое моделирование процессов научения агента в организационной системе. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2026;14(10). URL: https://moitvivt.ru/ru/journal/article?id=2551 DOI: 10.26102/2310-6018/2026.61.10.023

Mathematical modeling of agent learning processes in an organizational system

L.V. Rossikhina[1], D.A. Reznikov[2]✉

[1]Academy of Management of the Ministry of Internal Affairs of Russia, Moscow, the Russian Federation
[2]Voronezh Institute of the Federal Penitentiary Service of Russia, Voronezh, the Russian Federation

Abstract. The article discusses mathematical models of agent learning processes in an organizational system. Learning is understood as a change in the agent's behavior and knowledge under the influence of experience, feedback, and interaction with other agents. A classification of models is proposed: executive learning (learning to act), cognitive learning (forming mental models), and social learning (imitation, knowledge transfer). The main equations of knowledge dynamics (Rescher-Schultz models, Bayesian updating, and Q-learning in a multi-armed bandit) are formalized. The paper proposes an equation for the iterative learning curve, based on which an algorithm is developed for constructing an

© Россихина Л.В., Резников Д.А., 2026

individual learning trajectory for the agent, which allows for determining the learning time required to achieve the optimal level of competence for the agent. This algorithm solves the maximin problem: maximizing the minimum competence level across training areas. The proposed algorithm provides an analytical solution. The article also proposes a mathematical model of the agent's individual learning trajectory, which is based on the classical learning curve equation and allows for determining the learning time in different areas of training to ensure maximum overall assessment of the agent's competence level. The solution is obtained using numerical methods. The article identifies promising areas for research on the agent's learning processes.

Keywords: agent-based modeling, Q-learning, Bayesian updating, cognitive maps, social learning, knowledge transfer, learning curve, individual learning trajectory of an agent.

For citation: Rossikhina L.V., Reznikov D.A. Mathematical modeling of agent learning processes in an organizational system. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(10). (In Russ.). URL: https://moitvivt.ru/ru/journal/article?id=2551 DOI: 10.26102/2310-6018/2026.61.10.023

Введение

В современных организационных системах способность к научению становится ключевым фактором адаптации и конкурентоспособности. Под научением агента понимается процесс приобретения новых знаний, навыков и поведенческих паттернов в результате взаимодействия с внутренней и внешней средой организации. Математическое моделирование этих процессов необходимо для прогнозирования динамики эффективности, оптимизации систем стимулирования и проектирования организационных структур, способствующих быстрому накоплению компетенций [1].

Цель настоящей работы – систематизация математических моделей научения агента в организационной системе, включая индивидуальное (процедурное и когнитивное) и социальное научение, формализация задач процедурного научения и разработка подходов к их решению.

Материалы и методы

В зависимости от механизмов и содержания научения выделяют три основные категории (Таблица 1):

– исполнительное (процедурное) научение – улучшение выполнения рутинных операций (скорость, точность). Моделируется кривыми научения и обучением с подкреплением;

– когнитивное (декларативное) научение – формирование ментальных репрезентаций среды, причинных схем. Используются байесовские сети, когнитивные карты;

– социальное научение – приобретение знаний через наблюдение за другими агентами, коммуникацию, наставничество. Моделируется диффузией инноваций и эпидемиологическими моделями.

Каждый тип требует собственного математического аппарата, при этом в реальных организационных системах эти процессы протекают одновременно и взаимно влияют друг на друга. Наиболее известная формализация – кривая научения, связывающая время выполнения операции с накопленным объемом опыта. Классическая модель Райта (степенная):

$$T_k = T_1 \cdot x^{-b},$$

где T_k – время выполнения операции после x повторений, T_1 – время выполнения первой операции, k – количество операций нарастающим итогом, b – индекс обучения, рассчитывается по формуле $b = log_k \frac{T_1}{T_k}$.

Таблица 1 – Типология моделей научения агента в организационных системах
Table 1 – Typology of agent learning models in organizational systems

Тип научения	Математический аппарат	Примеры моделей	Факторы влияния
Исполнительное	Кривые научения, марковские процессы принятия решений (MDP), обучение с подкреплением	Модель Райта (степенная), Q-обучение, SARSA	Частота повторения, обратная связь
Когнитивное	Байесовский вывод, скрытые марковские модели, когнитивные карты	Обновление субъективных вероятностей, модель Решер-Шульца ошибки предсказания	Неопределенность среды, новизна информации
Социальное	Дифференциальные уравнения, случайные графы, теория игр	Модель Басса, модель распространения знаний по графу сети	Структура коммуникаций, доверие

Модель Райта широко применяется для прогнозирования производительности в производственных и сервисных организационных системах [2].

Более гибкой является модель трехпараметрической кривой научения:

$$T_k = T_{min} + (T_1 - T_{min}) \cdot e^{-bk},$$

где T_{min} – минимальное время выполнения операции, определяющее асимптотический уровень квалификации. Параметры идентифицируются методом наименьших квадратов.

Для описания итеративного научения применяется экспоненциальная модель [3]:

$$r^k = r^\infty + (r^0 - r^\infty) \cdot e^{\gamma k},$$

где r^k – тип агента, который определяет уровень компетентности агента после k-ой операции, r^0 – начальный уровень компетентности в момент начала научения, r^∞ – конечный уровень компетентности, γ – скорость научения, характеризующая темп снижения времени выполнения операции при увеличении количества выполненных операций.

Кривые, описывающие итеративное научение, активно исследуются; получены модели индивидуального научения для дискретного времени, модели совместного научения в непрерывном времени [4].

Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning). Агент взаимодействует со средой, выбирая действия a_t из множества A, получая вознаграждение r_t и переходя в новое состояние s_{t+1}. Цель – максимизация дисконтированной суммы наград. Для задач организационного управления (выбор приоритетов, распределение усилий) применяется Q-обучение:

$$Q_{new}(S_t|a_t) = Q(S_t|a_t) + a\big(r_{t+1} + \gamma_{max} Q(S_{t+1}|a_{t+1}) - Q(S_t|a_t)\big),$$

где γ_{max} – фактор дисконтирования.

В работе [5] показано, что Q-обучение позволяет моделировать процесс научения в условиях неполной информации. Сходимость алгоритма обеспечивается при выполнении условий стохастической аппроксимации (убывающий шаг α_t).

Когнитивное научение связано с пересмотром внутренних представлений агента о среде (субъективных вероятностей, причинных связей). Наиболее последовательным является байесовский подход: априорное распределение $P(\Theta)$ на параметрах модели среды после наблюдения данных D превращается в апостериорное:

$$P(\Theta|D) = \big(P(D|\Theta) \cdot P(\Theta)\big)/P(D),$$

где $P(D|\Theta)$ – вероятность данных при фиксированных параметрах, $P(D)$ – нормализующая константа.

Для простых случаев (например, оценка вероятности успеха операции) используют бета-биномиальное обновление. В организационном контексте агент может обучаться динамике спроса, надежности контрагентов или эффективности инструментов управления [6].

Психологически обоснованной моделью является модель ошибки предсказания вознаграждения [7], первоначально разработанная для нейронных сетей, но адаптированная для описания когнитивного научения агента.

Модель Портера-Лоулера описывает изменения субъективной ценности стимула V, которая определяется разностью между полученным и ожидаемым вознаграждением [8]:

$$\Delta V = \alpha(R - V),$$

где α – скорость научения, R – фактическое вознаграждение.

Дискретная форма: $V_{t+1} = V_t + \alpha(R_t - V_t)$. Эта модель лежит в основе многих формализаций процессов обучения в управлении.

Теорема 1 (Байесовская оптимальность). В условиях стационарной среды с известной параметрической моделью байесовское обновление обеспечивает минимальную среднеквадратичную ошибку предсказания. Однако в организационных системах среда часто нестационарна, что требует введения механизма забывания (экспоненциальное взвешивание). Агенты организационной системы обмениваются знаниями через формальные и неформальные коммуникации. Классическая модель распространения знаний на графе взаимодействия имеет вид [9]:

$$\frac{dK_i(t)}{dt} = \alpha \sum_{j=1}^{N_i} a_{ij} \Big(K_j(t) - K_i(t)\Big) + \beta u_i(t),$$

где $K_i(t)$ – уровень знаний i-го агента, α_{ij}– вес связи (интенсивность обмена знаниями между i-м и j-м агентами), $u_i(t)$ – скорость самостоятельного научения, α, β – параметры. В дискретной форме это соответствует модели ДеГроота (консенсусу) с внешним источником.

Модель Басса для диффузии новой практики (инновации) в организации [10]:

$$\frac{dF(t)}{dt} = \big(p + qF(t)\big) \cdot \big(1 - F(t)\big),$$

где $F(t)$ – доля агентов, освоивших практику, p – коэффициент внешнего влияния (обучение по документации), q – коэффициент внутреннего влияния (социальное научение).

Параметры идентифицируются на основе временных рядов внедрения изменений.

Экспериментальные исследования показывают, что в организациях с высокой плотностью связей и низкой иерархичностью социальное научение дает в 2–3 раза более быструю диффузию знаний, чем формальное обучение.

Результаты и обсуждение

Для математического моделирования итеративного научения широко применяются кривые научения [11].

Предлагается кривая научения (1), позволяющая получить индивидуальную траекторию научения агента для определения времени научения, требующегося для достижения оптимального уровня компетентности.

$$r(t) = r_0 + \frac{(r_{max} - r_0)t}{\mu + t},\ t \geq 0,\ t \neq -\mu, \quad (1)$$

где $r(t)$ – оценка уровня компетентности агента в момент времени *t*; r_{max} – максимальная оценка уровня компетентности агента; r_0 – начальная оценка уровня компетентности агента; t – время научения, при $t = 0$, $r(0) = r_0$; μ – параметр модели, который определяется методом наименьших квадратов.

В ходе проверки адекватности математической модели коэффициент детерминации R^2 принимал значение из интервала [0,8;0,93] при подтверждении по критерию Фишера, что математическая модель статистически значима, средняя ошибка аппроксимации $\overline{A}$ не превышала значения 5,4 % [12].

Построение траектории научения агента рассматривалось для *m* направлений с общим временем научения *T*.

Обозначим x_i время научения по *i*-ому направлению, $i = \overline{1,m}$, $\Delta_i(r_{0i}, x_i)$ – приращение уровня компетентности агента по *i*-ому направлению в зависимости от выделенного времени.

Требуется определить время научения по каждому направлению $x = \{x_i, i = \overline{1,n}\}$, чтобы обеспечить максимум наименьших значений уровня компетентности агента:

$$\min_i [r_{0i} + \Delta_i(r_{0i}, x_i)] \to max,\ i = \overline{1,m}, \quad (2)$$

$$\Delta_i(r_{0i}, x_i) = \frac{(r_{max} - r_{0i})x_i}{\mu_i + x_i}, \quad (3)$$

при ограничении:

$$\sum_i x_i \leq T. \quad (4)$$

Введем обозначение:

$$\phi = min[r_{0i} + \Delta_i(r_{0i}, x_i)], \quad (5)$$

получим неравенство:

$$\Delta_i(r_{0i}, x_i) \geq \phi - r_{0i}. \quad (6)$$

Из уравнения

$$\Delta_i(r_{0i}, x_i) = \phi - r_{0i},\ i = \overline{1,m}, \quad (7)$$

с учетом (3) определяем:

$$x_i = \frac{\mu_i \cdot \phi - \mu_i r_{0i}}{r_{max}},\ i = \overline{1,m}, \quad (8)$$

а из уравнения

$$T = \sum_i x_i = \frac{\phi \sum_i \mu_i - \sum_i (\mu_i r_{0i})}{r_{max}},\ i = \overline{1,m}, \quad (9)$$

определяем:

$$\phi = \frac{Tr\sum_i \mu_i r_{0i_{max}}}{T+M}, \quad (10)$$

где $M = \sum_i \mu_i$.

Описание алгоритма решения задачи приведено в [13].

Пример 1. На подготовку агента может быть выделено не более 30 часов. Начальная оценка уровня компетентности по первому направлению – 4,1; по второму направлению – 3,31; по третьему направлению – 3,41; по четвертому направлению – 4,07; по пятому направлению – 3,72. Уровень компетентности оценивается по пятибалльной шкале.

Шаг 1. Упорядочить r_{0i} по возрастанию.

Получим r_{01}=3,31; r_{02}=3,41; r_{03}=3,72; r_{04}=4,07; r_{05}=4,1

По формуле (10) найдем значение ϕ_1=3,85.

Так как ϕ_1>r_{02}и ϕ_1>r_{03}, то переходим ко второму шагу.

Шаг 2. По формуле (10) найдем значение ϕ_2=3,9; $i = \overline{1,4}$.

Так как ϕ_2>r_{03}, то переходим к третьему шагу.

Шаг 3. По формуле (10) найдем значение ϕ_3=3,97; $i = \overline{1,3}$.

Так как ϕ_3<r_{04}, то по формуле (8) определяем: x_1 ≈8,3; x_2 ≈11; x_3 ≈6,7.

Решение задачи получено с применением MS Excel (Рисунок 1).

Значения коэффициентов регрессионных моделей

M1	M2	M3	M4	M5
10,10	13,60	14,20	15,20	12,70

Начальные значения оценок по видам подготовки

r01	r02	r03	r04	r05
3,31	3,41	3,72	4,00	4,10

фи1=	3,85	x1=	8,3
фи2=	3,90	x2=	11,0
фи3=	3,97	x3=	6,7

Рисунок 1 – Решение задачи определения траектории научения агента
Figure 1 – Solving the problem of determining the agent's learning trajectory

Анализ полученных результатов показал, что время научения по второму направлению составил 8,3 часа с прогнозируемой оценкой компетентности – 3,79 (прирост 14,5 %); по третьему направлению – 11 часов с прогнозируемой оценкой компетентности 3,86 (прирост 13,2 %); по пятому направлению – 6,7 часа с прогнозируемой оценкой компетентности 3,97 (прирост 6,7 %).

Рассмотрим базовую модель научения:

$$r(t) = r(r_0 - r_{max}{}^{-\gamma t})_{max}, \quad (11)$$

где $r(t)$ – оценка уровня компетентности агента в момент времени t; r_{max} – максимальная оценка уровня компетентности; r_0 – начальная оценка уровня компетентности; t – время научения; γ – коэффициент, характеризующий скорость научения агента.

Для установления адекватности математической модели и расчета значения коэффициента γ использована программная система для математических вычислений GNU Octave 10.1.1 (Рисунок 2). Для определения значения параметра γ математической модели (11) применен алгоритм Левенберга-Марквардта.

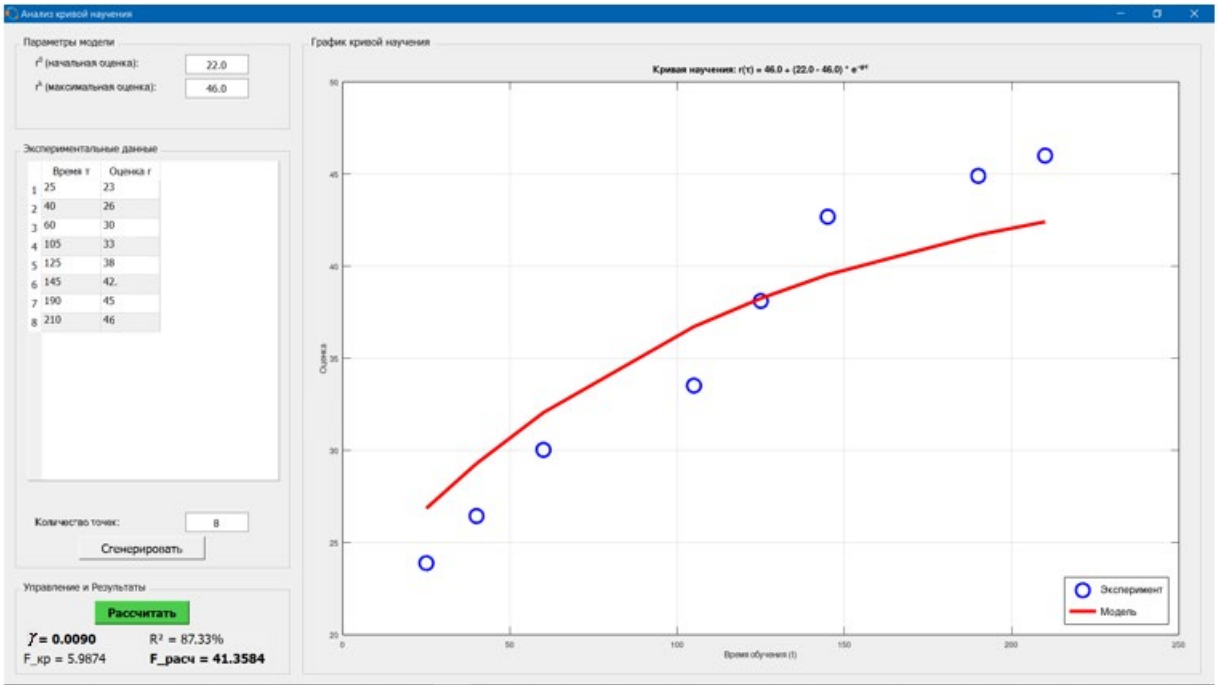


Рисунок 2 – Идентификация параметров кривой научения агента
Figure 2 – Identification of agent learning curve parameters

Результаты математического моделирования, приведенные в работе [14], подтвердили, что процесс итеративного научения агента достаточно хорошо описывается математической моделью (30). Коэффициент детерминации R^2 принимал значение из интервала [0,86; 0,98] при подтверждении по критерию Фишера, что математическая модель статистически значима.

Разработка индивидуальной траектории научения агента заключается в определении оптимального количества часов τ_j^{onm} по каждому j направлению, обеспечивающего максимальную суммарную оценку уровня компетентности (12) при достижении по каждому направлению оценки r_j^{onm} не ниже пороговой (14) с учетом ограничения общего времени научения T (13).

$$\sum_j r_j(\tau) \to max,\ j = \overline{1,m}, \tag{12}$$

$$r_j(\tau) = r_j{}^{max} + (r_j^0 - r_j^{max})e^{-\gamma_j \tau_j},$$

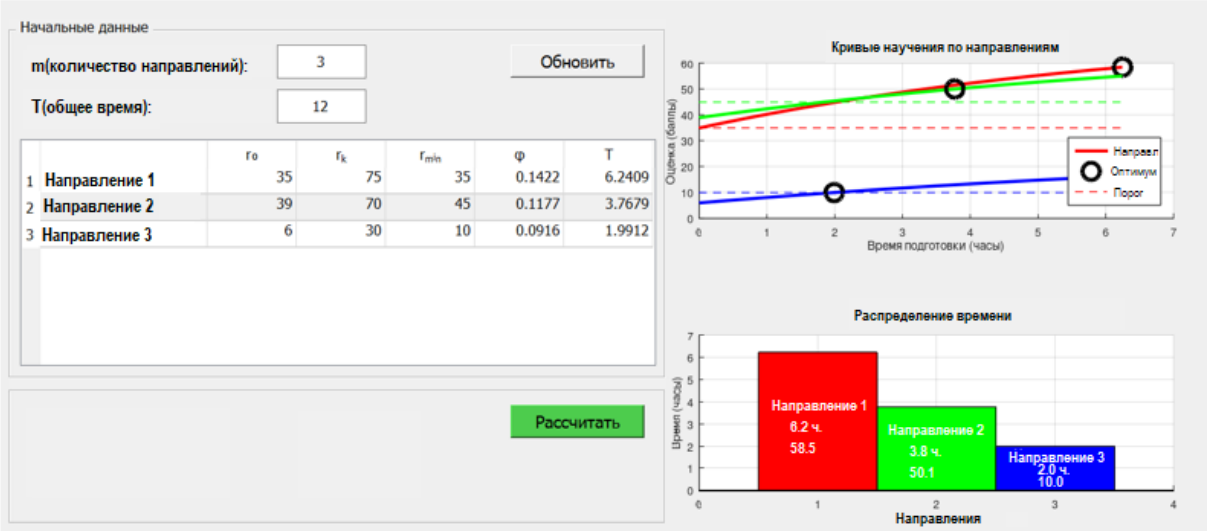
$$\sum_j \tau_j^{onm} = T, \tag{13}$$

$$r_j^{min} \le r_j^{onm} \le r_j^{max}, \tag{14}$$

где m – количество направлений научения; T – общее время научения; r_j^0 – начальная оценка уровня компетентности по j-му направлению; r_j^{min}– минимальная (пороговая) оценка уровня компетентности по j-му направлению; r_j^{max} – максимальная оценка уровня компетентности по j-му направлению.

Задача решена в программной системе для математических вычислений GNU Octave 10.1.1 (Рисунок 3).

На Рисунке 3 представлена разработка индивидуальной траектории научения агента на основе математической модели (12)–(14) в программной системе GNU Octave 10.1.1. Уровень компетентности агента оценивается по 100-балльной шкале.



		r_0	r_k	r_{min}	φ	T
1	Направление 1	35	75	35	0.1422	6.2409
2	Направление 2	39	70	45	0.1177	3.7679
3	Направление 3	6	30	10	0.0916	1.9912

Рисунок 3 – Результат решения
Figure 3 – The result of the solution

Заключение

В статье представлен систематизированный обзор математических моделей процессов научения агента в организационных системах. Рассмотрены три класса моделей: исполнительное научение (кривые обучения, Q-обучение), когнитивное научение (байесовское обновление, модель ошибки предсказания), социальное научение (диффузия знаний, модель Басса).

В статье приведены результаты математического моделирования траектории научения агента на основе предложенного авторами уравнения кривой научения. Представлен разработанный алгоритм построения индивидуальной траектории научения, позволяющий получить аналитическое решение. Также предложена математическая модель индивидуальной траектории научения агента на основе классического уравнения кривой научения. Решение получено численными методами.

Математическое моделирование открывает возможности для оптимального проектирования систем стимулирования и коммуникаций, решения задач оптимальной интенсивности обучения (определения соотношения затрат на обучение агента и эффекта от роста уровня его компетентности, в частности, производительности), дизайна системы коммуникаций (выбора типологии и весов связей для максимизации скорости распространения знаний при ограниченной пропускной способности), назначения наставников (задача о назначениях с критерием максимизации прироста уровня компетентности обучаемых) и многих других задач. Однако, следует отметить, что существующие модели научения имеют такие ограничения, как предположение о рациональности агентов, отсутствие учета мотивации и эмоций, стационарности среды в большинстве формализаций.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на учет нестационарности среды, эмоциональных факторов и разработку методов верификации моделей в реальных организационных системах, а также на интеграцию моделей научения с теорией активных систем (управление с обратной связью и стимулированием), использование глубокого обучения с подкреплением для моделирования сложных стратегий, разработку гибридных моделей, сочетающих дифференциальные уравнения и агент-ориентированное моделирование для масштабирования до тысяч агентов, учет эффектов забывания (кривые забывания Эббингауза) и мотивационных факторов.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Арджирис К. *Организационное научение.* Москва: ИНФРА-М; 2004. 563 с.
   Argyris Ch. *On organizational learning.* Moscow: INFRA-M; 2004. 563 p. (In Russ.).
2. Павлов О.В. Построение регрессионных моделей кривых обучения для промышленных предприятий. *Вестник Самарского университета. Экономика и управление.* 2017;8(3):60–69.
   Pavlov O.V. Construction of regression models of learning curves for the industrial enterprises. *Vestnik of Samara University. Economics and Management.* 2017;8(3):60–69. (In Russ.).
3. Новиков Д.А. Модели обучения в процессе работы. *Управление большими системами.* 2007;(19):5–22.
4. Белов М.В., Новиков Д.А., Рогаткин А.Д. Оценки кривых научения. *Управление большими системами.* 2019;(82):6–27.
   Belov M.V., Novikov D.A., Rogatkin A.D. Learning curves estimates. *Large-Scale Systems Control.* 2019;(82):6–27. (In Russ.).
5. Sutton R.S., Barto A.G. *Reinforcement Learning: An Introduction.* Cambridge: MIT Press; 2020. 552 p.
6. Argyris Ch. *Overcoming Organizational Defenses: Facilitating Organizational Learning.* Boston: Allyn & Bacon; 1990. 168 p.
7. Большаков В.Э., Сакулин С.А., Алфимцев А.Н. Мультиагентное обучение с подкреплением с использованием коллективной внутренней мотивации. *Вестник Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана. Серия: Приборостроение*. 2023;(4):61–85.
   Bolshakov V.E., Sakulin S.A., Alfimtsev A.N. Multi-agent reinforcement learning using the collective intrinsic motivation. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series: Instrument Engineering.* 2023;(4):61–85. (In Russ.).
8. Кузьмин А.М., Высоковская Е.А. Модель мотивации Портера-Лоулера – один из инструментов мотивации людей и влияния на их поведение. *Методы менеджмента качества.* 2021;(8):46.
9. Тарасов О.В. Построение индивидуальных образовательных траекторий на основе байесовской оценки знаний, кривой забывания и кластеризации задач. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии.* 2025;(1):30–37.
   Tarasov O.V. Constructing personalized educational trajectories based on bayesian knowledge estimation, forgetting curve and task clustering. *The Caspian Journal: Management and High Technologies.* 2025;(1):30–37. (In Russ.).
10. Нигматулин Н.Р., Беляев П.Л. Математическое моделирование в экономических задачах. В сборнике: *Актуальные проблемы и тенденции развития современной экономики и информатики: Материалы III Международной научно-практической конференции: Часть II, 21 ноября 2025 года, Бирск, Россия*. Бирск: Бирский филиал УУНиТ; 2025. С. 146–149.
11. Anzanello M.J., Fogliatto F.S. Learning Curve Models and Applications: Literature Review and Research Directions. *International Journal of Industrial Ergonomics.* 2011;41(5):573–583. https://doi.org/10.1016/j.ergon.2011.05.001
12. Резников Д.А. Математическое моделирование процесса научения методом аппроксимации. *Вестник Воронежского института ФСИН России.* 2024;(2):103–108.
    Reznikov D.A. Mathematical modeling of the learning process by the approximation method. *Vestnik Voronezhskogo instituta FSIN Rossii.* 2024;(2):103–108. (In Russ.).

13. Резников Д.А. Разработка алгоритма решения задачи распределения времени обучения по направлениям подготовки. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2024;12(2). https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.45.2.008
Reznikov D.A. Development of an algorithm for solving the problem of distributing training time in training areas. *Modeling, Optimization and Information Technology.* 2024;12(2). (In Russ.). https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.45.2.008
14. Резников Д.А. Разработка математической модели индивидуальной траектории физической подготовки сотрудника. *Вестник Воронежского института ФСИН России.* 2026;(1):103–106.
Reznikov D.A. Development of a mathematical model of an employee's individual physical training path. *Vestnik Voronezhskogo instituta FSIN Rossii.* 2026;(1):103–106. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Россихина Лариса Витальевна, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры информационных технологий, Академия управления МВД России, Москва, Российская Федерация
e-mail: rossihinalv@yandex.ru

Larisa V. Rossikhina, Doctor of Engineering Sciences, Docent, Professor of the Department of Information Technologies, Academy of Management of the Ministry of Internal Affairs of Russia, Moscow, the Russian Federation

Резников Дмитрий Александрович, преподаватель кафедры организации режима, охраны и конвоирования, Воронежский институт ФСИН России, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: i@dareznikov.ru

Dmitriy A. Reznikov, Lecturer at the Department of Security and Escort Services, Voronezh, Voronezh Institute of the Federal Penitentiary Service of Russia, Voronezh, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 05.08.2026; одобрена после рецензирования 12.10.2026; принята к публикации 28.10.2026.

The article was submitted 05.08.2026; approved after reviewing 12.10.2026; accepted for publication 28.10.2026.