

Научная статья

Research article

УДК 316.776.32

<https://doi.org/10.26907/2079-5912.2026.3.20–29>

© 2026 г.

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ

Грамотность в области искусственного интеллекта: проблемы социологического измерения

Быков И.А., Медведева М.В.

*Санкт-Петербургский государственный университет,
199034, Санкт-Петербург, Университетская набережная, д. 7-9,
Российская Федерация*

Шарахина Л.В.

*Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ», 197022, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, д. 5,
Российская Федерация*

Аннотация. Статья посвящена социологическому измерению грамотности в области искусственного интеллекта (ИИ) на примере российской студенческой молодежи. Актуальность исследования обусловлена повсеместным внедрением технологий ИИ, что порождает когнитивные, социальные и образовательные риски. Авторы анализируют зарубежные подходы к концептуализации ИИ-грамотности как способности критически осмысливать, использовать и взаимодействовать с системами ИИ. Эмпирической базой стал анкетный опрос 401 студента бакалавриата и магистратуры (декабрь 2024 – январь 2025). Интегральный балл грамотности (максимум 17) составил в среднем 8,2. Результаты подтверждают, что технический профиль образования является наиболее сильным предиктором уровня знаний (разница с «гуманитариями» 1,7 балла, $p < 0,001$). Гендерные различия оказались статистически незначимыми после контроля профиля обучения. Выявлена слабая положительная корреляция с возрастом ($r = 0,21$), причем основной прирост компетенций приходится на переход от школьного обучения к университетскому (19–20 лет). Авторы приходят к выводу о необходимости междисциплинарных программ для преодоления разрыва в ИИ-грамотности между техническими и гуманитарными специалистами.

Ключевые слова: медиаграмотность, искусственный интеллект, медиаобразование, цифровая грамотность, цифровая социология, молодежь, массовые коммуникации, социология коммуникаций

Для цитирования: Быков И.А., Медведева М.В., Шарахина Л.В. Грамотность в области искусственного интеллекта: проблемы социологического измерения. *Казанский социально-гуманитарный вестник*. 2026;3(74):20–29.

Artificial Intelligence Literacy: Problems of Sociological Measurement

Bykov I.A., Medvedeva M.V.

Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Russian Federation

Sharakhina L.V.

*St. Petersburg State Electrotechnical University "LETI",
Saint Petersburg, Russian Federation*

Abstract. This article examines the sociological measurement of artificial intelligence (AI) literacy using Russian university students as an example. The relevance of the study is driven by the widespread adoption of AI technologies, which poses cognitive, social, and educational risks. The authors analyze international approaches to conceptualizing AI literacy as the ability to critically understand, use, and interact with AI systems. The empirical basis for the study was a questionnaire survey of 401 undergraduate and graduate students (December 2024 – January 2025). The integrated literacy score (maximum 17) averaged 8.2. The results confirm that a technical education profile is the strongest predictor of knowledge (the difference with humanities students was 1.7 points, $p < 0.001$). Gender differences were statistically insignificant after controlling for the educational profile. A weak positive correlation with age ($r = 0.21$) was found, with the main increase in competencies occurring during the transition from school to university (ages 19–20). The authors conclude that interdisciplinary programs are needed to bridge the AI-literacy gap between technical and humanities professionals.

Keywords: media literacy, artificial intelligence, media education, digital literacy, digital sociology, youth, mass communications, sociology of communications

For citation: Bykov I.A., Medvedeva M.V., Sharakhina L.V. Artificial Intelligence Literacy: Problems of Sociological Measurement. *The Kazan Socially-Humanitarian Bulletin*. 2026;3(74):20–29. (In Russ.)

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) перестал быть эксклюзивной областью компьютерных наук и всё более проникает в повседневную практику миллионов людей, которые используют его практически везде: от рекомендательных алгоритмов и голосовых ассистентов до генеративных нейросетей и систем автоматизированного принятия решений. Согласно докладу ЮНКТАД (Конференция ООН по торговле и развитию), уже в 2025 году более 40% рабочих мест в той или иной степени были затронуты внедрением технологий ИИ¹.

В этих условиях на первый план выходит не только технологическая, но и социальная проблема: необходимо понимание того, насколько широкие слои населения способны критически оценивать работу ИИ, понимать его ограничения и участвовать в общественном обсуждении этических и правовых аспектов его применения.

По аналогии с устоявшимся подходом к характеристике феномена медиаграмотности, появилось определение ИИ-грамотности или грамотности в сфере искусственного интеллекта (AI literacy). Под ИИ-грамотностью

¹ UNCTAD. AI's \$4.8 trillion future: UN Trade and Development alerts on divides, urges action [Internet]. Geneva: UNCTAD; 2025 Apr 7. URL: [https://](https://unctad.org/press-material/ais-48-trillion-future-un-trade-and-development-alerts-divides-urges-action)

unctad.org/press-material/ais-48-trillion-future-un-trade-and-development-alerts-divides-urges-action (access date: 15.06.2026).

чаще всего подразумевают «способность понимать, использовать, отслеживать и критически осмысливать приложения ИИ» [1]. Известное определение дали Д. Лонг и Б. Магерко, которые трактуют ИИ-грамотность как набор «компетенций, позволяющих людям критически оценивать технологии искусственного интеллекта, эффективно общаться и сотрудничать с ИИ, а также использовать ИИ как инструмент онлайн, дома и на рабочем месте» [2]. Они предложили свою модель измерения ИИ-грамотности через 17 компетенций. М. Доуз и Ч. Бекетт выделили три важных компонента ИИ-грамотности: первый компонент можно обозначить как понимание сущности искусственного интеллекта, второй – как понимание, в каких случаях можно максимально эффективно его применить, третий – это навыки по работе с искусственным интеллектом, которым вы можете научить других для того, чтобы его использовать максимально эффективно [3]. Таким образом, ИИ-грамотность находится в ряду таких смежных понятий, как цифровая грамотность, медиаграмотность, информационная грамотность и т.п. Очевидно, что базовыми навыками в этих сферах должен обладать каждый индивид для полноценного и осознанного функционирования в современном социуме.

В российской социологии можно выделить работы по цифровой грамотности [4], общим проблемам ИИ-грамотности [5], а также единичные публикации о восприятии ИИ [6]. Однако комплексных исследований, измеряющих именно грамотность в области ИИ как самостоятельный конструкт на российской выборке, до сих пор не проводилось. Особенно перспективным направлением может стать изучение ИИ-грамотности молодежи, так как именно она является проводником инноваций во всем обществе.

Цель данной статьи заключается в изучении уровня ИИ-грамотности российских студентов, а также в выделении факторов, способствующих повышению этого уровня.

Материалы и методы

Один из возможных подходов к измерению уровня ИИ-грамотности может быть основан на решении заданий. Так, в исследовании М. Хорнбергера, А. Беверсдорфа и С. Нерделя каждому респонденту было дано 31 задание на проверку различных компетенций в области технологий искусственного интеллекта. В результате студенты смогли решить в среднем по 18 заданий. Примечательно, что в результате опроса о самооощущениях студентов относительно их персонального уровня грамотности в сфере искусственного интеллекта, большинство давало средние оценки [7].

Другой подход в измерении ИИ-грамотности представлен в исследовании корейских ученых, которые пошли дальше и разработали соответствующую шкалу для оценки грамотности в сфере искусственного интеллекта [8]. Ключевыми компонентами, которые исследователи предлагают измерять, являются: социальное влияние искусственного интеллекта, понимание искусственного интеллекта, план реализации искусственного интеллекта, решение проблем с помощью искусственного интеллекта, информационная грамотность, этика искусственного интеллекта. Также можно выделить в этой связи обзорное исследование Т. Линтнера, систематизирующее различные уже существующие шкалы для измерения грамотности в сфере искусственного интеллекта [9].

В рамках нашего исследования мы предложили студентам ответить на вопросы, которые описывают различные компоненты грамотности в сфере искусственного интеллекта: общие во-

просы о том, что такое ИИ, технические вопросы, касающиеся машинного обучения, вопросы, связанные с критическим мышлением и способностью человека отличать задания, выполненные ИИ и человеком, а также ряд вопросов, связанный с этикой использования искусственного интеллекта². После заполнения всех пунктов опросника студент мог получить максимум 17 баллов, если верно ответит на все вопросы. Значительная часть вопросов была нами позаимствована из исследования группы немецких учёных под руководством М. Хорнбергера [7], однако некоторые вопросы нами были заменены или откорректированы, чтобы сделать анкету более простой и доступной для понимания как студентам технических вузов, так и гуманитарных.

Эмпирическую базу составили данные анкетного опроса, проведённого в декабре 2024 – январе 2025 года. Выборка – целевая (студенты бакалавриата и магистратуры), объём – 401 респондент. Возраст респондентов варьируется от 17 до 42 лет, однако основное ядро выборки (более 85%) составляют молодые люди в возрасте от 17 до 23 лет, со средним значением около 20-21 года, при этом старшие респонденты (магистранты и единичные случаи старше 30 лет) представлены незначительно. Гендерный состав сбалансирован: доля мужчин и женщин распределилась примерно поровну (52% и 48% соответственно). Что касается профиля обучения, выборка разделилась на две сопоставимые по объёму группы: около 49% респондентов отнесли себя к «гуманитарному» профилю и 51% – к «техническому». Наконец, по уровню образования преобладают студенты бакалавриата (примерно 85%), тогда как магистранты составляют около 15% выборки, что отражает типичную структуру студен-

ческой популяции [10]. Статистическая обработка проводилась в среде Python (библиотеки SciPy, statsmodels) с использованием t-критерия Стьюдента, ANOVA, корреляционного анализа и множественной линейной регрессии.

В качестве гипотез нами были выдвинуты следующие предположения:

H1. Средний суммарный балл респондентов с техническим профилем образования («технари») статистически значимо выше, чем средний суммарный балл респондентов с гуманитарным профилем («гуманитарии»). Обоснованием этой гипотезы является понимание того, что техническое образование предполагает более частое знакомство с математикой, алгоритмами, программированием и компьютерными науками, что напрямую связано с пониманием принципов работы ИИ. Гуманитарное образование – реже включает эти темы в обязательную программу.

H2. Средний суммарный балл респондентов мужского пола статистически значимо выше, чем средний суммарный балл респондентов женского пола. Обоснованием этой гипотезы являются данные о гендерном разрыве в STEM-образовании (Science, Technology, Engineering, Mathematics), где имеется более высокая доля мужчин среди студентов технических специальностей и возможна разница в интересе к технологическим темам. Однако важно проверить, сохраняется ли разница после контроля профиля образования.

H3. Между возрастом респондента и его суммарным баллом существует статистически значимая положительная корреляция: с увеличением возраста уровень грамотности в области ИИ повышается. Обоснование связано с тем, что более старшие респонденты (например, студенты магистратуры) имеют за плечами больше лет формального образования, больше времени для накопления знаний о тех-

² GitHub. URL: <https://github.com/prof-bykov/ai-literacy> (дата обращения: 01.06.2026).

нологиях, а также, возможно, больше практического опыта использования ИИ-сервисов. Внутри выборки ожидается, что магистры (старше 23 лет) покажут результаты выше, чем более младшие бакалавры (17-19 лет).

Н4. Профиль образования является наиболее сильным предиктором суммарного балла, тогда как пол перестаёт быть значимым после статистического контроля профиля (эффект пола объясняется неравномерным распределением мужчин и женщин по техническим и гуманитарным специальностям). Обоснование гипотезы связано с предположением, что разница между мужчинами и женщинами в технической грамотности – это псевдофакт, так как мужчины просто чаще выбирают технические специальности. Если сравнить мужчин и женщин внутри одной профильной группы, разница исчезнет.

Н5. Зависимость между возрастом и суммарным баллом имеет нелинейный характер: наиболее заметный прирост грамотности происходит в интервале между 19 и 20 годами (переход от школьного к университетскому образованию), тогда как различия между 20–22-летними и теми, кто в возрасте 23 года и старше, выражены слабее. Обоснование гипотезы связано с тем, что университетское образование (особенно на старших курсах магистратуры) работает по модели качественного скачка в процессе накопления знаний об ИИ. Первый курс бакалавриата – важный момент экспозиции к новым темам, после которого происходит резкое повышение уровня цифровой грамотности.

Первые три гипотезы являются базовыми, в то время как четвертая и пятая – дополнительными.

Результаты и обсуждение

Оценивая результаты теста уровня ИИ-грамотности, следует сказать, что распределение суммарного балла

ИИ-грамотности ($M^3 = 8,2$; $SD^4 = 3,1$; медиана = 8,0; $n = 401$) умеренно отклоняется от нормального: наблюдается положительная асимметрия ($Skewness^5 = 0,48$), свидетельствующая о небольшом «хвосте» в области высоких значений (14-17 баллов), тогда как эксцесс близок к нулю ($Kurtosis^6 = -0,12$). Основная масса респондентов (около 65%) концентрируется в интервале 5–11 баллов с пиком в районе 7–9 баллов. Несмотря на статистически значимое отклонение от нормальности по тесту Шапиро-Уилка ($p < 0,05$), форма распределения является достаточно близкой к нормальной для обоснованного применения параметрических методов анализа при данном объёме выборки (см. Рис. 1). Эти результаты говорят о том, что наша модель оценки ИИ-грамотности является достаточно сложной и хорошо отражает весь спектр оценок.

Проверка гипотезы о влиянии профиля образования (Н1) показала, что средний балл в группе «Технический профиль» составил 9,1 ($SD = 2,9$), в группе «Гуманитарный профиль» оказался 7,4 ($SD = 3,0$). Разница средних равна 1,7 балла в пользу «технарей». Согласно t-критерию Стьюдента для независимых выборок, различия статистически значимы: $t(378) = 5,61$, $p < 0,001$. Размер эффекта, измеренный с помощью коэффициента Коэна d , составил 0,57, что соответствует среднему эффекту (по классификации Коэна). Среди «технарей» доля респондентов с высокими баллами (11-17) – 34%, тогда как среди «гуманитариев» – только 18% ($\varphi = 0,18$, $p = 0,001$). Доля респондентов с низкими баллами (0-5) в группе «гуманитариев» составляет 31%, что в 2,2 раза выше, чем среди «технарей» (14%). Таким образом, первая гипотеза принимается: профиль образования

³ M (Mean) – среднее значение

⁴ SD (Standard Deviation) – стандартное отклонение

⁵ Skewness – коэффициент асимметрии

⁶ Kurtosis – коэффициент эксцесса

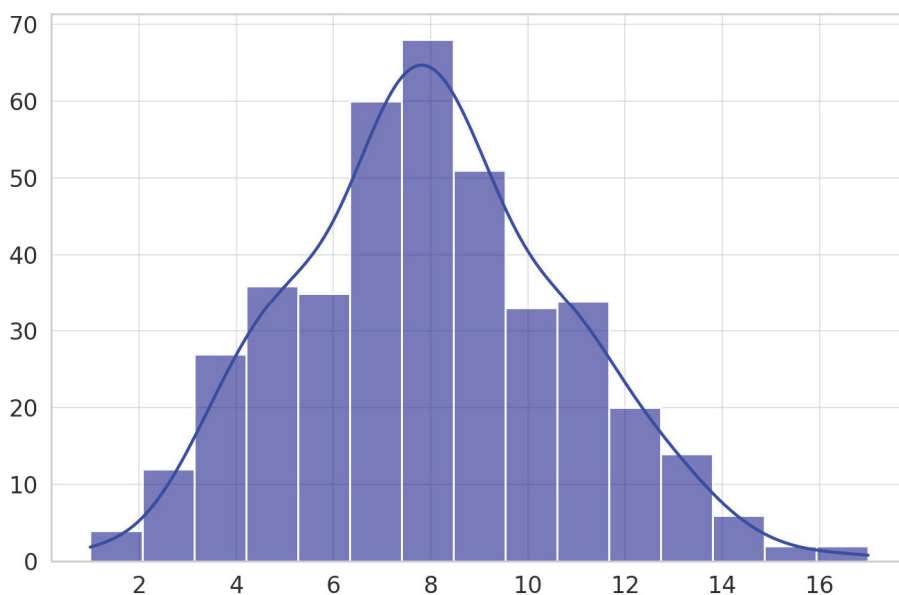


Рис. 1. Распределение «суммы баллов» (от 0 до 17, по горизонтали) по тесту уровня ИИ-грамотности (n=401, по вертикали)

Источник: составлено авторами на основании авторского исследования

является значимым предиктором грамотности в области ИИ.

Проверка гипотезы о влиянии пола (H2) показала, что средний балл у мужчин составил 8,5 (SD = 3,2), а у женщин 7,9 (SD = 3,0). Разница средних равна 0,6 балла в пользу мужчин; t-критерий показал: $t(398) = 1,89$, $p = 0,060$. Таким образом, различия не достигают статистической значимости на уровне $\alpha = 0,05$, находясь на грани ($p \approx 0,06$). Размер эффекта Козна $d = 0,19$, что интерпретируется как очень слабый эффект.

Контроль смешивания. Для проверки, не объясняется ли наблюдаемый тренд различиями в выборе профиля образования, был проведён анализ ковариации (ANCOVA) с контролем профиля. После введения профиля в модель влияние пола стало незначимым: $F(1, 394) = 1,12$, $p = 0,29$, $\eta^2 = 0,003$. Внутри подвыборок:

- 1) среди «технарей» разница мужчины-женщины = +0,3 балла ($p = 0,45$);
- 2) среди «гуманитариев» разница = +0,2 балла ($p = 0,52$).

Заключение по гипотезе H2: отклоняется. Наблюдаемая разница между полами не является статистически значимой и полностью объясняется неравномерным распределением мужчин и женщин по профилям обучения (мужчины чаще выбирают технические специальности).

Проверка гипотезы о влиянии возраста (H3) проводилась с помощью корреляционного анализа. Коэффициент корреляции Пирсона между возрастом (как непрерывной переменной) и суммой баллов составил $r = 0,21$ (95% ДИ: 0,11–0,31), $p < 0,001$. Это указывает на слабую, но статистически значимую положительную связь. Дисперсионный анализ (ANOVA) с разбивкой на возрастные группы показал значимые различия между группами: $F(2, 395) = 4,82$, $p = 0,009$, $\eta^2 = 0,024$ (малый размер эффекта).

Заключение по гипотезе H3: принимается. Это значит, что возраст положительно связан с уровнем грамотности в области ИИ, причём наиболее заметный прирост происходит на эта-

пе перехода от школьного возраста к старшим курсам бакалавриата.

Проверка гипотезы о взаимодействии факторов (H4), среди которых профиль образования является наиболее сильным предиктором суммарного балла; пол перестаёт быть значимым после контроля профиля. Для проверки была построена множественная линейная регрессия. В модель последовательно вводились предикторы (Табл. 1, Табл. 2):

Проверка эффекта взаимодействия пол/профиль. Введение интеракционного члена (пол/профиль) не привело к значимому улучшению модели: $\Delta R^2 = 0,002$, $p = 0,44$. Это означает, что эффект профиля одинаков для мужчин и женщин. Заключение по гипотезе H4: принимается. Профиль образования – это самый сильный предиктор ($\beta = 0,25-0,27$), возраст вносит небольшой, но значимый вклад ($\beta = 0,12$), а пол не является независимым предиктором после контроля профиля и возраста.

Проверка гипотезы о нелинейности возрастного эффекта (H5). Результаты post-hoc сравнений (раздел 4.3) подтвердили, что разница между группами 17-19 лет и 20-22 года (переход от школы к университетскому образованию) статистически значима (+0,8 балла, $p = 0,042$), тогда как разница между 20-22 и 23+ годами незначима (+0,6 балла, $p = 0,22$). Квадратичный член возраста (возраст²) при добавлении в регрессионную модель оказался статистически значимым: $B = -0,02$, $p = 0,04$, что подтверждает замедление прироста баллов в старших возрастах.

Заключение по гипотезе H5: принимается. Возрастная динамика грамотности в области ИИ носит нелинейный характер: основной прирост происходит на начальных этапах университетского образования, тогда как в дальнейшем (после 22 лет) темпы роста снижаются (Табл. 3).

Таблица 1

Модель 1 (только профиль и пол)

$R^2 = 0,09$, $F^8(2, 392) = 19,4$, $p < 0,001$.

Предиктор	B (нест. коэф.)	β (ст. коэф.)	p-value
Профиль («технарь»)	1,62	0,27	< 0,001
Пол (мужской)	0,31	0,05	0,18

Источник: составлено авторами на базе данных авторского исследования

Таблица 2

Модель 2 (профиль + возраст + пол)

$R^2 = 0,11$, $F(3, 391) = 15,8$, $p < 0,001$.

Предиктор	B (нест. коэф.)	β (ст. коэф.)	p-value
Профиль («технарь»)	1,48	0,25	< 0,001
Возраст (лет)	0,13	0,12	0,008
Пол (мужской)	0,22	0,04	0,32

Источник: составлено авторами на базе данных авторского исследования

⁷ R^2 (R-squared) – коэффициент детерминации

⁸ F – статистика Фишера

Таблица 3

Сводная таблица проверки гипотез

Гипотеза	Статистический тест	Результат	p-value	Размер эффекта
H1	t-test	принята	< 0,001	d = 0,57
H2	t-test / ANCOVA	отклонена	0,060 / 0,29	d = 0,19
H3	Pearson / ANOVA	принята	< 0,001 / 0,009	r = 0,21
H4	Регрессия	принята	< 0,001	R ² = 0,11
H5	Post-hoc / квадратичный член	принята	0,042 / 0,04	η ² = 0,024

Источник: составлено авторами на базе данных авторского исследования

Заключение

Ключевое противоречие, которое послужило отправной точкой нашего исследования, можно сформулировать следующим образом: с одной стороны, молодёжь является наиболее активным пользователем ИИ-сервисов (чат-боты, нейросети для генерации текста и изображений, рекомендательные системы); с другой стороны, систематические данные об уровне их понимания принципов работы ИИ, его сильных и слабых сторон, а также социальных рисках отсутствуют.

Это противоречие порождает три группы рисков:

1. Когнитивные риски – некритичное восприятие результатов работы ИИ, неспособность отличить сгенерированный текст от человеческого, переоценка возможностей систем.

2. Социальные риски – непонимание того, как алгоритмические системы могут воспроизводить и усиливать дискриминацию, отсутствие запроса на прозрачность и подотчётность ИИ.

3. Образовательные риски – разрыв между техническим и гуманитарным знанием, ведущий к поляризации: «технари» переоценивают возможности ИИ (оптимизм), а «гуманитарии» – недооценивают и чаще испытывают тревогу по поводу социальных последствий.

Основные итоги проверок гипотез представлены в табл. 1. На наш взгляд, очень важный вывод исследования

связан с тем, что профиль образования является ключевым фактором, дифференцирующим уровень грамотности в области ИИ: «технари» превосходят «гуманитариев» в среднем на 1,7 балла ($p < 0,001$, $d = 0,57$).

Во-вторых, пол не оказывает независимого влияния: наблюдаемые различия между мужчинами и женщинами статистически не значимы и исчезают при контроле профиля образования.

В-третьих, возраст слабо, но значимо коррелирует с грамотностью ($r = 0,21$); основной прирост происходит в интервале 19–20 лет, что соответствует переходу к систематическому университетскому обучению.

Из нашего исследования следует сделать вывод, что использование искусственного интеллекта в студенческой среде стало массовым явлением. Если же сравнивать уровень ИИ-грамотности российских студентов с немецкими, то окажется, что он находится на примерно том же уровне, хотя и несколько ниже: россияне в среднем ответили верно на 48,25 % заданий, а немцы – на 60,61 %. Разница может быть вызвана как меньшим количеством вопросов, так и особенностями формулировок в анкете. Кроме того, важно подчеркнуть, что основными участниками немецкого исследования были студенты технического профиля, а у них, как было убедительно показа-

но, уровень ИИ-грамотности обычно выше, чем у «гуманитариев». Проблема социологического изучения уровня ИИ-грамотности заключается в крайней динамичности развития этой технологии, а также возможных резких изменений в области государственного регулирования. Так или иначе,

мы полагаем, что инновации в этой области неизбежны, они ставят перед российским образованием серьезные вызовы, но и предлагают впечатляющие перспективы, которые в любом случае требуют высокой компетенции в области технологий искусственного интеллекта.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.
Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

Список литературы / References

1. Laupichler M.C., Aster A., Schirch J., Raupach T. Artificial intelligence literacy in higher and adult education: A scoping literature review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2022;3(4):100101. DOI: 10.1016/j.caeai.2022.100101
2. Long D., Magerko B. What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. In: *CHI '20: Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 2020:1–16. DOI: 10.1145/3313831.3376727
3. Deuze M., Beckett C. Imagination, Algorithms and News: Developing AI Literacy for Journalism. *Digital Journalism*. 2022;10(10): 1913–1918. DOI: 10.1080/21670811.2022.2119152
4. Алексеева О.А., Бестужева О.Ю., Вершинская О.Н., Скворцова Е.Е. Влияние цифровой трансформации на современный социально-экономический уклад. *Народонаселение*. 2020;3:36–47.
Alekseeva O.A., Bestuzheva O.Yu., Vershinskaya O.N., Skvortsova E.E. The Impact of Digital Transformation on the Modern Socio-Economic Order. *Narodonaselenie*. 2020;3:36–47. (In Russ.)
5. Быков И.А., Медведева М.В., Шарахина Л.В. Медиаграмотность как актуальная компетенция в пространстве цифровых коммуникаций с использованием технологий искусственного интеллекта. *Вопросы журналистики, педагогики, языкознания*. 2025;44(1):5–14. DOI: 10.52575/2712-7451-2025-44-1-5-14
Bykov I.A., Medvedeva M.V., Sharakhina L.V. Media Literacy as a Relevant Competence in the Digital Communications Space Using Artificial Intelligence Technologies. *Voprosy zhurnalistiki, pedagogiki, yazykoznaniiya*. 2025;44(1):5–14. DOI: 10.52575/2712-7451-2025-44-1-5-14 (In Russ.)
6. Скворцова Е.Е., Алексеева О.А. Технологический и гуманитарный аспекты развития искусственного интеллекта. *Материалы X международной социологической Грушинской конференции «Жить в России. Жить в мире. Социология повседневности»*. М.: ВЦИОМ; 2020: 241–245.
Skvortsova E.E., Alekseeva O.A. Technological and humanitarian aspects of the development of artificial intelligence. *Living in Russia. Living in the World. Sociology of Everyday Life: Proceedings of the X International Sociological conference*. Moscow: VTsIOM; 2020: 241–245. (In Russ.)
7. Hornberger M., Bewersdorff A., Nerdel C. What do university students know about Artificial Intelligence? Development and validation of an AI literacy test. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2023;5(1):100165. DOI: 10.1016/j.caeai.2023.100165
8. Kim S., Lee Y. The Artificial Intelligence Literacy Scale for Middle School Students. *Journal of the Korea Society of Computer and Information*. 2022;27(3):225–238. DOI: 10.9708/jksci.2022.27.03.225
9. Lintner T. A Systematic Review of AI Literacy Scales. *NPJ Science of Learning*. 2024;9:50. DOI: 10.1038/s41539-024-00264-4

10. Варламова Т.А., Гохберг Л.М., Зорина О.А., и др. *Образование в цифрах. 2024: краткий статистический сборник*. М.: НИУ ВШЭ; 2023. 132 с.

Varlamova T.A., Gokhberg L.M., Zorina O.A., et al. *Education in Numbers. 2024: A Brief Statistical Digest*. Moscow: National Research University Higher School of Economics; 2023. 132 p. (In Russ.)

Информация об авторах

Быков Илья Анатольевич, доктор политических наук, доцент, профессор кафедры связей с общественностью в политике и государственном управлении, Институт журналистики и массовых коммуникаций, Санкт-Петербургский государственный университет. Scopus Author ID 57217050584, ORCID 0000-0001-8462-5320, SPIN-код 8746-0152; e-mail: i.bykov@spbu.ru

Медведева Мария Владимировна, кандидат политических наук, ассистент кафедры связей с общественностью в политике и государственном управлении, Институт журналистики и массовых коммуникаций, Санкт-Петербургский государственный университет. Scopus Author ID 57223702747, ORCID 0009-0004-7049-5536, SPIN-код 1083-4167; e-mail: magma.air@yandex.ru

Шарахина Лариса Валентиновна, кандидат политических наук, доцент, заведующая кафедрой «Связи с общественностью», Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ». Scopus Author ID 57193630119, ORCID 0000-0002-0454-0448, SPIN-код 8279-3323; e-mail: lvkolganova@gmail.com

Information about the authors

Ilya A. Bykov, Dr. Sci. (Political Science), Associate Professor, Professor of the Department of Public Relations in Politics and Public Administration, Institute of Journalism and Mass Communications, St. Petersburg State University. Scopus Author ID 57217050584, ORCID 0000-0001-8462-5320, SPIN-code 8746-0152; e-mail: i.bykov@spbu.ru

Maria V. Medvedeva, Cand. Sci. (Political Science), Assistant Professor at the Department of Public Relations in Politics and Public Administration, Institute of Journalism and Mass Communications, St. Petersburg State University. Scopus Author ID 57223702747, ORCID 0009-0004-7049-5536, SPIN-code 1083-4167; e-mail: magma.air@yandex.ru

Larisa V. Sharakhina, Cand. Sci. (Political Science), Associate Professor, Head of the Public Relations Department, St. Petersburg Electrotechnical University "LETI". Scopus Author ID 57193630119, ORCID 0000-0002-0454-0448, SPIN-code 8279-3323; e-mail: lvkolganova@gmail.com

Поступила в редакцию 15.06.2026
Принята после рецензирования 30.07.2026
Принята к публикации 01.09.2026

Received June 15, 2026
Revised July 30, 2026
Accepted September 1, 2026