

15.81.21

Профили учебной активности студентов, обучающихся с применением дистанционных образовательных технологий, в электронной образовательной среде

Шляпников В.Н.

НОЧУ ВО «Московский институт психоанализа»

г. Москва, Российской Федерации

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4301-4229>

e-mail: shlyapnikov.vladimir@gmail.com

Шестова М.А.

НОЧУ ВО «Московский институт психоанализа»

г. Москва, Российской Федерации

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0750-1989>

e-mail: shestova-ma@inpsycho.ru

Статья посвящена исследованию учебной активности студентов, обучающихся с использованием дистанционных образовательных технологий. Исследование находится на стыке психологии, педагогики и аналитики больших данных, предлагая новый взгляд на проблему эффективной организации дистанционного обучения. Целью работы было выявление латентных профилей студентов на основании анализа их «цифровых следов» в электронной образовательной среде. С этой целью использовался метод анализа латентных профилей, позволяющий на основании набора эмпирических данных выделять латентные классы или профили популяции, обладающие сходным набором характеристик. В исследовании приняло участие 506 студентов-психологов, обучающихся на отделении дистанционного образования Московского института психоанализа. Анализировались цифровые следы активности студентов, регистрируемые на протяжении 100 дней в весеннем семестре. В результате было построены четыре модели, включающие в себя три, четыре, пять и шесть классов студентов. Основываясь на показателях пригодности, была выбрана модель из шести классов: академические лидеры, глубокие задолжники, случайные/выбывающие, стабильные середнячки, неустойчивые рискующие и пассивные наблюдатели. Эти классы различаются между собой по уровню и характеру активности в электронной образовательной среде, а также по успеваемости. По всей видимости, данные классы отражают устойчивые стратегии обучения и саморегуляции студентов. Две наиболее

распространенные из них – это стабильная сбалансированная активность и более пассивное наблюдение. Разработанная модель открывает возможности для изучения процессов саморегуляции в процессе обучения. Также она может найти практическое применение в работе учебных подразделений вуза.

Ключевые слова: учебная деятельность, дистанционные образовательные технологии, латентные профили, студенты, цифровые следы, высшее образование, дистанционное образование, ИКТ

Финансирование. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 24-28-00982, <https://rscf.ru/project/24-28-00982/>.

Для цитаты: Иванов В.Н., Петров В.Н. Особенности развития ребенка в цифровой сфере // Цифровая гуманитаристика и технологии в образовании (ДНТЕ 2025): сб. статей VI международной научно-практической конференции. 13–14 ноября 2025 г. / Под ред. В.В. Рубцова, М.Г. Сороковой, Н.П. Радчиковой. М.: Издательство ФГБОУ ВО МГППУ, 2025. 584–594 с.

Введение

Современный мир уже не мыслим без информационно-коммуникативных технологий (ИКТ), и образование здесь не является исключением. ИКТ представляют уникальные возможности для развития образования, повышая его доступность, эффективность, персонализацию и экономичность. В настоящее время к наиболее перспективным направлениям цифровизации образования относят: разработку электронных учебных пособий и образовательных платформ, цифровых инструментов для учителей, интерактивных методов обучения, использование больших данных, развитие образовательной инфраструктуры (Гэйбл, 2019). Важная роль в этом процессе принадлежит дистанционным образовательным технологиям (ДОТ), способным обеспечить доступность и инклюзивность образования для широких групп населения. Однако, несмотря на бурное развитие, внедрение ДОТ сталкивается с целым рядом проблем организационного, методического и правового характера (Pozdeeva et al., 2021). Значительным барьером на пути развития дистанционного образования становятся психологические трудности, связанные как с дефицитом специфических навыков, так и с проблемами саморегуляции и мотивацией учащихся (Шляпников, Шестова, 2024). В связи с этим, с целью повышения

эффективности дистанционного образования встает задача изучения психологических механизмов регуляции учебной деятельности студентов, обучающихся с применением ДОТ.

Однако изучение процессов регуляции учебной деятельности студентов само по себе является крайне непростой задачей. Как отмечал один из классиков в данной области Б. Циммерман, возможности традиционных опросников и тестов для изучения регуляторных процессов крайне ограничены, поскольку здесь мы имеем дело не с устойчивыми свойствами личности, а с процессами, развернутыми во времени. В качестве одного из перспективных направлений исследования регуляторных процессов в обучении он называл изучение «цифровых следов» учащихся, которые остаются в результате их взаимодействия с электронной образовательной средой (ЭОС) (Zimmerman, 2015). В связи с этим, изучение учебной деятельности студентов, обучающихся с применением ДОТ, в ЭОС представляет собой перспективное направление исследований, с одной стороны, позволяющее лучше понять закономерности обучения с применением ДОТ, а с другой – раскрывающее общие механизмы саморегуляции учебной деятельности.

Исследований в данной области пока еще не так много. В большинстве из них используются методы анализа больших данных, такие как машинное обучение, визуализация и пр. Одним из таких методов является анализ латентных профилей (Latent profile analysis, LPA). Данный метод является разновидностью моделирования латентных классов (latent class modeling), позволяющей на основании набора эмпирических данных выделять латентные классы или профили популяции, обладающие сходным набором характеристик. В отличие от кластерного анализа LPA основан на вероятностном подходе, поэтому он позволяет лучше понять структуру сложных популяций. В настоящее время LPA широко используется в психологии, медицине, образовании, маркетинге и т.д. (Finch, Bolin, Kelley, 2016).

Целью нашей работы было выявление латентных профилей студентов, обучающихся с применением ДОТ, на основании анализа их «цифровых следов» в ЭОС. В результате мы ожидали получить классы студентов, сгруппированные на основании сходства профилей их активности в ЭОС и отражающие особенности их саморегуляции в обучении.

Методы

Характеристика выборки. Исследование проводилось на факультете общей и клинической психологии НОЧУ ВО «Московского института психоанализа», где уже более 10 лет успешно реализуются образовательные программы высшего образования как в традиционной очной форме, так и с применением ДОТ. Всего в исследовании приняло участие 506 студентов 1 курса дистанционного отделения института, обучающихся по направлению подготовки «Психология»: уровень бакалавриата – 197 человек, уровень магистратуры – 309 человек. Выборка включала 465 женщин и 41 мужчину. Средний возраст студентов составил 35,4 года.

Методики и процедура исследования. Исследование проходило в ЭОС института InStudy весной 2025 года. Анализировались следующие цифровые следы: заходы студентов в ЭОС, академические задолженности, обращения к учебным материалам, сообщения, написанные студентами администрации, сообщения преподавателям, сообщения другим студентам, успешные прохождения тестов, неуспешные прохождения тестов, количество отправленных работ. Все показатели регистрировались ежедневно, в одно и тоже время (22.00 по Московскому времени) на протяжении 100 дней. В результате для каждого студента по каждому показателю был получен ряд наблюдений. Далее, на основании полученных рядов данных, рассчитывались средние показатели, которые и анализировались с помощью LPA.

Статистическая обработка. Обработка полученных данных проводилась с помощью языка программирования R (версия 4.5.1) в среде RStudio, с применением следующих библиотек и статистических пакетов: «missForest» – для восполнения пропущенных данных с использованием метода, основанного на случайных весах; «tidyLPA» – для анализа латентных профилей (LPA). Для определения пригодности построенных моделей использовались следующие показатели Log-Likelihood (LogLik) – мера соответствия модели данным; информационные критерии: Akaika Information Criterion – AIC, Bayesian Information Criterion – BIC, Энтропия (Entropy) – оценка качества классификации (чем ближе к 1, тем лучше), BLRT (Bootstrapped Likelihood Ratio Test), который проверяет, улучшает ли добавление нового класса модель (если $p < 0.05$, то добавление нового класса статистически значимо улучшает модель) (Finch, Bolin, Kelley, 2016).

Результаты

В ходе анализа было построено 4 модели данных, с разным числом классов студентов. Показатели пригодности моделей приведены в табл. 1.

Таблица 1

Показатели пригодности моделей с разным числом классов (анализ латентных профилей)

Критерий	3 класса	4 класса	5 классов	6 классов
Log-Likelihood	-11973.90	-11614.85	-11458.82	-9701.61
AIC	24095.80	23415.69	23141.64	19665.22
BIC	24408.57	23808.76	23615.01	20218.90
Entropy	0.996	0.998	0.998	0.999
BLRT (p-value)	0.01	0.01	0.01	0.01
Наименьший класс (%)	3.4 (n=17)	3.6 (n=18)	3.6 (n=18)	1.8 (n=9)
Крупнейший класс (%)	49.0 (n=248)	48.8 (n=247)	48.8 (n=247)	44.3 (n=224)

Как видно из табл. 1, модель с шестью латентными классами статистически является наилучшей. В пользу этого говорят низкие значения информационных критериев AIC (19665.22) и BIC (20218.90) по сравнению с моделями с меньшим числом классов; высокое значение Entropy (0.999) – это идеальное разделение, означающее, что студенты с высокой вероятностью относятся ровно к одному классу, и классы четко различимы; значимость теста BLRT ($p = 0.01$) подтверждает, что модель с шестью классами значимо лучше, чем модель с пятью классами.

С целью содержательной интерпретации выделенных классов были рассчитаны средние значения анализируемых показателей в каждом классе (см. табл. 2).

Таблица 2

**Средние значения показателей активности
студентов в ЭОС для каждого класса**

Показатели	Класс 1: Академи- ческие лидеры (1.8%)	Класс 2: Глубокие задолж- ники (7.9%)	Класс 3: Случай- ные/ Выбываю- щие (3.6%)	Класс 4: Стабиль- ные се- реднячки (44.3%)	Класс 5: Неустой- чивые ри- скующие (10.3%)	Класс 6: Пасив- ные на- блюдатели (32.2%)
Визиты	801.82 (макс.)	373.68	313.29 (мин.)	496.99	465.32	404.18
Академ. долг	4.83 (вы- сокий)	6.60 (макс.)	2.50	1.51 (низкий)	1.46 (низкий)	0.57 (мин.)
Материалы	655.54 (макс.)	249.23	121.06 (мин.)	251.42	206.07	226.52
Сообщения администрации	13.72 (макс.)	2.38	3.83	3.67	5.09	1.66 (мин.)
Сообщения преподавателям	20.91 (макс.)	1.80	2.00	1.86	2.46	0.95 (мин.)
Сообщения студентам	0.11 (мин.)	24.67 (макс.)	0.06	0.49	0.69	0.34
Тест – зачет	20.51 (макс.)	5.03	5.50	5.92	4.07	1.83 (мин.)
Тест – незачет	9.51 (макс.)	1.53	1.28	3.05	2.54	0.69 (мин.)
Кол-во сдан- ных работ	35.08 (макс.)	21.58	32.50	20.70	14.48 (мин.)	15.41

Рассмотрим полученные классы подробнее.

Класс 1 «Академические лидеры» оказался самым малочисленным (всего 9 человек). Он образован самыми активными студентами, которые чаще других посещают ЭОС, чаще просматривают учебные материалы и больше всех отправляют работ на проверку преподавателям. Также они чаще других студентов обращаются за поддержкой к преподавателям и администрации. При этом у них достаточно высокий показатель академической задолженности и больше всего неудачных попыток сдать тесты.

Класс 2 «Глубокие задолжники» также оказался небольшим. Он образован студентами с самым большим академическим долгом. Это студенты, которые находятся под угрозой отчисления. Они характеризуются невысокой активностью: они редко заходят в ЭОС, редко смотрят учебные материалы, редко проходят тесты и отправляют учебные задания. Хотя они почти не общаются с преподавателями и администрацией, они чаще других переписываются с другими студентами.

Класс 3 «Случайные/выбывающие» также небольшой, но вызывающий тревогу со стороны администрации вуза. Студенты из данного класса характеризуются самой никой активностью в ЭОС. Они реже других заходят сюда, реже других просматривают учебные материалы. Они редко проходят тесты и редко переписываются с другими участниками образовательного процесса. По всей видимости, данные студенты не планируют продолжать обучение в институте.

Класс 4 «Стабильные середнячки» самый многочисленный и самый сбалансированный, составляющий почти половину всех студентов. Сюда попали студенты с умеренной активностью, их отличительная особенность – низкий академический долг. По всей видимости, данный класс является самым адаптированным к обучению.

Класс 5 «Неустойчивые/рискующие» относительно невелик по своему размеру. Он образован студентами с довольно низкими показателями активности в ЭОС. В частности, студенты этой группы реже других загружают работы в систему. Отличительная особенность данной группы – самые высокое отношение проваленных тестов к успешно пройденным, что может указывать на проблемы с усвоением учебного материала. Однако академический долг в данной группе оказался невысоким. Также студенты из данного класса чаще других отправляют сообщения администрации, что также может указывать на проблемы с обучением.

Класс 6 «Пассивные наблюдатели» второй по величине. В него попало около трети всех студентов. Данный класс характеризуется одними из самых низких показателей активности. Студенты из данного класса реже остальных проходят тесты и отправляют сообщения администрации и преподавателям. Также они редко загружают работы в ЭОС. Однако уровень академического долга в данной группе самый низкий, что позволяет предполагать, что в целом данные студенты справляются с освоением образовательных программ.

Обсуждение результатов

Проделанный анализ позволил нам выделить шесть латентных профилей, отражающих устойчивые паттерны активности студентов в ЭОС. Можно предположить, что за данными паттернами стоят определенные стратегии обучения и саморегуляции. Две наиболее распространенные из них – это стабильная сбалансированная активность и более пассивное наблюдение. Если судить по уровню академической задолженности, данные стратегии выглядят самыми оптимальными. Однако показатель задолженности не позволяет нам однозначно судить о качестве обучения, поскольку он отражает лишь наличие или отсутствие задолженности, а не академические оценки. В связи с этим, встает задача изучения других академических показателей в выделенных группах. Самые проблемные группы студентов – это задолжники и случайные студенты. Первые выделяются самым высоким уровнем академического долга, а вторые – самой низкой активностью. Особый интерес представляет группа академических лидеров. Это самые активные студенты, но при этом не самые благополучные. Хотя у них больше всего сданных работ и успешно пройденных тестов, уровень академического долга в данной группе выше, чем в группах стабильных и пассивных студентов.

В целом полученная модель может найти успешное практическое применение, поскольку она позволяет прогнозировать на основании анализа активности на портале попадание студентов в группы риска: задолжники, случайные/выбывающие. Эта информация может быть полезна для сотрудников вуза, работающих со студентами, а также она может быть использована как дополнительная оценка качества образования. В перспективе планируется исследование личностных предикторов попадания студентов в разные классы, что позволит лучше понять психологические механизмы саморегуляции учебной деятельности студентов, обучающихся с применением ДОТ.

Ограничения исследования. В первую очередь ограничения исследования связаны со спецификой ЭОС и набором фиксируемых показателей. В будущем, основываясь на результатах исследований, можно будет усовершенствовать систему регистрируемых показателей, определив наиболее релевантные из них. Помимо этого, ограничения работы связаны с ограниченным периодом регистрации показателей, поэтому сбор данных продолжается. В будущем планируется анализ динамики показателей за год, а также за весь период обучения студентов с учетом более полной информации об академической успеваемости.

Список источников

1. Гэйбл, Э. (2019). Цифровая трансформация школьного образования. Международный опыт, тренды, глобальные рекомендации. *Современная аналитика образования*, 23(2), 12–102.
2. Шляпников, В.Н., Шестова, М.А. (2024). Проблемы в обучении у студентов вуза, обучающихся с применением дистанционных образовательных технологий. *Цифровая гуманитаристика и технологии в образовании (DHTE 2024): сб. статей V международной научно-практической конференции. 14–15 ноября 2024 г. (Рубцов В.В., Сорокова М.Г., Радчикова Н.П., общ. ред.)* (с. 792–803). М.: Издательство ФГБОУ ВО МГППУ.
3. Finch, W.H., Bolin, J.E., Kelley, K. (2016). *Multilevel Modeling Using R*. CRC Press.
4. Pozdeeva, E., Shipunova, O., Popova, N., Evseev, V., Evseeva, L., Romanenko, I., Mureyko, L. (2021). Assessment of online environment and digital footprint functions in higher education analytics. *Educational sciences*, 11(6). <https://doi.org/10.3390/educsci11060256>
5. Zimmerman, B.J. (2015). Self-Regulated Learning: Theories, Measures, and Outcomes. In *J.D. Wright (Ed.) International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences, Second Edition* (pp. 541–546). <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-097086-8.26060-1>

Информация об авторах

Шляпников Владимир Николаевич, кандидат психологических наук, заведующий кафедрой психологии личности и дифференциальной психологии, НОЧУ ВО «Московский институт психоанализа», г. Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4301-4229>, e-mail: shlyapnikov.vladimir@gmail.com

Шестова Мария Александровна, кандидат психологических наук, доцент кафедры общей психологии, НОЧУ ВО «Московский институт психоанализа», г. Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0750-1989>, e-mail: shestova-ma@inpsycho.ru

Profiles of Educational Activity of Students Studying Using Distance Learning Technologies in a Digital Educational Environment

Vladimir N. Shlyapnikov

Moscow Institute of Psychoanalysis, Moscow, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4301-4229>

e-mail: shlyapnikov.vladimir@gmail.com

Mariia A. Shestova

Moscow Institute of Psychoanalysis, Moscow, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0750-1989>

e-mail: shestova-ma@inpsycho.ru

The article is devoted to the study of the educational activity of students studying using distance learning technologies. The study is at the intersection of psychology, pedagogy and big data analytics, offering a new look at the problem of effective organization of distance learning. The purpose of the work was to identify latent profiles of students based on the analysis of their “digital traces” in the electronic educational environment. For this purpose, the method of latent profile analysis was used, which allows, based on a set of empirical data, to identify latent classes or population profiles with a similar set of characteristics. The study involved 506 psychology students studying at the distance education department of the Moscow Institute of Psychoanalysis. Digital traces of student activity recorded over 100 days in the spring semester were analyzed. As a result, four models were built, including three, four, five and six classes of students. Based on the fitness indicators, a model of six classes was selected: academic leaders, deep debtors, occasional/dropouts, stable average students, unstable risk takers, and passive observers. These classes differ in the level and nature of activity in the electronic educational environment, as well as in academic performance. Apparently, these classes reflect stable strategies of learning and self-regulation of students. The two most common of them are stable balanced activity and more passive observation. The developed model opens up opportunities for studying self-regulation processes in the learning process. It can also find practical application in the work of educational departments of the university.

Keywords: educational activities, distance learning technologies, latent profiles, students, digital traces, higher education, distance education, ICT

Funding. This work was supported by Russian Science Foundation (project No 24-28-00982). See details: <https://rscf.ru/en/project/24-28-00982/>.

For citation: Ivanov V.N., Petrov V.N. Features of Child Development in the Digital Sphere // *Digital Humanities and Technology in Education (DHTE 2025): Collection of Articles of the V International Scientific and Practical Conference. November 13–14, 2025* / V.V. Rubtsov, M.G. Sorokova, N.P. Radchikova (Eds). Moscow: Publishing house MSUPE, 2025. 584–594 p. (In Russ., abstr. in Engl.).

Information about the authors

Vladimir N. Shlyapnikov, Ph.D. in Psychology, Head of the Department of Personality and Individual Differences, Moscow Institute of Psychoanalysis, Moscow, Russia, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4301-4229>, e-mail: shlyapnikov.vladimir@gmail.com

Mariia A. Shestova, PhD in Psychology, Associated Professor, Department of General Psychology, Moscow Institute of Psychoanalysis, Moscow, Russia, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0750-1989>, e-mail: shestova-ma@inpsycho.ru