



Личностные предикторы стратегий саморегуляции самостоятельной работы студентов при дистанционном обучении

В.Н. Шляпников¹ ✉, М.А. Шестова¹

¹ Московский институт психоанализа, Москва, Российская Федерация

✉ shlyapnikov.vladimir@gmail.com

Резюме

Контекст и актуальность. В условиях развития дистанционного образования возрастает роль различных форм психической саморегуляции студентов, вносящих значительный вклад в успеваемость и благополучие. Наряду с этим дистанционные образовательные технологии представляют уникальную возможность изучения стратегий саморегуляции студентов на основании анализа «цифровых следов» их работы в электронной образовательной среде. **Цель:** изучение стратегий саморегуляции в обучении у студентов, обучающихся с применением дистанционных образовательных технологий, а также их личностных предикторов, на основе «цифровых следов» студентов в электронной образовательной среде. **Гипотезы.** Проверялось две гипотезы. 1. На основании «цифровых следов» студентов могут быть выделены общие стратегии саморегуляции в обучении. 2. Предикторами стратегий саморегуляции в обучении могут выступать личностные переменные: мотивационные, характерологические, волевые. **Методы и материалы.** В исследовании приняло участие 506 студентов вуза, обучающихся с применением дистанционных образовательных технологий (средний возраст 35,4 года, 465 женщин и 41 мужчина). «Цифровые следы» фиксировались на протяжении 100 дней теоретического обучения и далее анализировались с помощью метода анализа латентных профилей. Для оценки личностных предикторов использовались следующие методики: «Краткая шкала академической мотивации», «Шкала общей самооффективности», «Короткий портретный опросник большой пятерки (Б5-10)», тест СЖО, «Шкала контроля за действием», «Вопросник для выявления выраженности самоконтроля в эмоциональной сфере, деятельности и поведении», «Самооценка волевых качеств личности». Для выявления значимых предикторов использовался линейный дискриминантный анализ. **Результаты.** В результате было выделено четыре латентных класса студентов и соответствующие им стратегии саморегуляции в обучении: сбалансированная активная, пассивная, сверхактивная хаотичная и сверхнизкая замирающая. В качестве основных предикторов выбора стратегий выступили: курс обучения, сознательность, мотивация и социальная импульсивность. **Выводы.** Полученные результаты свидетельствуют, что «цифровые следы» могут стать важным источником информации о стратегиях саморегуляции студентов.

Ключевые слова: саморегуляция, стратегии саморегуляции, академическая мотивация, волевая регуляция, сознательность, высшее образование, дистанционные образовательные технологии, студенты, цифровые следы, анализ латентных профилей



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

Для цитирования: Шляпников, В.Н., Шестова, М.А. (2026). Личностные предикторы стратегий саморегуляции самостоятельной работы студентов при дистанционном обучении. *Экспериментальная психология*, 19(2), 138—154. <https://doi.org/10.17759/exppsy.2026190209>

Personality predictors of self-regulation strategies for independent work of students in distance learning

V.N. Shlyapnikov¹ ✉, M.A. Shestova¹

¹ Moscow Institute of Psychoanalysis, Moscow, Russian Federation

✉ Shlyapnikov.Vladimir@gmail.com

Abstract

Context and relevance. With the development of distance education, the role of various forms of students' psychological self-regulation is increasing, significantly contributing to their academic performance and well-being. Furthermore, distance learning technologies offer a unique opportunity to study students' self-regulation strategies by analyzing the "digital traces" of their work in an online learning environment.

Objective: to study students' self-regulation strategies in learning using distance learning technologies, as well as their personality predictors, based on their "digital traces" in an online learning environment. **Hypothesis.**

Two hypotheses were tested. 1. Based on students' "digital traces", general self-regulation strategies in learning can be identified. 2. Personality variables, such as motivational, characterological, and volitional, can act as predictors of self-regulation strategies in learning. **Methods and materials.** The study involved 506 university students studying using distance learning technologies (average age 35.4 years, 465 women and 41 men).

The digital traces were recorded over 100 days of theoretical instruction in the spring semester and then analyzed using latent profile analysis. The following measures were used to assess personality predictors: the Brief Academic Motivation Scale, the General Self-Efficacy Scale, the Big Five Personality Inventory (B5-10), the PIL test, the Action Control Scale, the Questionnaire for Identifying the Expression of Self-Control in Emotions, Activities, and Behavior, and the Self-Assessment of Volitional Traits. Linear discriminant analysis was used to identify significant predictors. **Results.** Four latent classes of students and their corresponding self-regulation strategies in learning were identified: balanced active, passive, overactive chaotic, and ultra-low fading. The main predictors of strategy choice were: course of study, conscientiousness, motivation, and social impulsivity. **Conclusions.** The obtained results indicate that "digital traces" can be an important source of information about students' self-regulation strategies.

Keywords: self-regulation, self-regulation strategies, academic motivation, volitional regulation, conscientiousness, higher education, distance learning technologies, students, digital traces, latent profile analysis

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: Shlyapnikov, V.N., Shestova, M.A. (2026). Personality predictors of self-regulation strategies for independent work of students in distance learning. *Experimental Psychology (Russia)*, 19(2), 138—154. (In Russ.). <https://doi.org/10.17759/exppsy.2026190209>



Введение

Благодаря развитию информационно-коммуникационных технологий (ИКТ) современное образование меняется. Важная роль в этом процессе принадлежит дистанционным образовательным технологиям (ДОТ), способным обеспечить доступность и инклюзивность образования для широких групп населения. Однако, несмотря на это, внедрение ДОТ сталкивается с целым рядом проблем различного характера. Поскольку в дистанционном образовании значительно увеличивается объем самостоятельной работы учащихся, которую они должны сами организовывать и контролировать в электронной образовательной среде (ЭОС), возрастают и требования, предъявляемые к саморегуляции студентов. Исследования показывают, что многие обучающиеся дистанционно студенты жалуются на дефицит навыков самоорганизации, отсутствие интереса к учебе, проблемы с волей и саморегуляцией (Шляпников, Шестова, 2024). Однако многие из этих проблем могут быть решены благодаря эффективным стратегиям саморегуляции. В связи с этим изучение особенностей психической саморегуляции обучающихся с использованием ДОТ студентов представляет важную научную задачу, решение которой будет способствовать повышению эффективности обучения, а также поможет понять общие механизмы саморегуляции деятельности.

В настоящее время процессы саморегуляции в учебной деятельности достаточно хорошо изучены как отечественными, так и зарубежными исследователями (Tinajero et al., 2024). Показано, что психическая саморегуляция играет важную роль в процессе обучения, обеспечивая не только рост академической успеваемости, но и психологическое благополучие учащихся (Бондаренко, Фомина, Моросанова, 2024; Khoirunnisa et al., 2025). Однако, в силу относительной новизны проблемы, исследований, посвященных изучению саморегуляции обучающихся в формате ДОТ, не так много. Этот пробел нуждается в заполнении.

В данной статье мы бы хотели сосредоточиться на изучении стратегий саморегуляции у студентов, обучающихся дистанционно, а также предикторов, влияющих на выбор этих стратегий. Данное понятие было введено в психологию Б. Циммерманом, автором концепции саморегулируемого обучения (SRL). Стратегии саморегуляции представляют собой сознательные и намеренные действия учащихся, направленные на приобретение новой информации или навыков и основанные на знаниях учащегося о самом себе, о своих целях, задачах и средствах, которыми он располагает (Zimmerman, 2015). Исследования показывают, что стратегии саморегуляции положительно коррелируют с успеваемостью и благополучием учащихся, обеспечивая стабильный уровень академической мотивации и снижая уровень стресса, тревожности и прокрастинации (Cheng et al., 2025; Elizondo et al., 2023; Fong et al., 2025; Lourenço, Paiva, Valente, 2025). Выбор стратегий саморегуляции зависит от множества разных факторов. Наиболее изучены личностные предикторы этого выбора. Значимыми оказались академическая мотивация, самооффективность, стратегии мотивационной и волевой саморегуляции, некоторые факторы «Большой пятерки», а также эмоциональный интеллект (Alkhateeb, 2025; Coronado-Maldonado Díaz-Muñoz, González Sodis, 2025; Fong et al., 2025). Гораздо хуже изучено влияние контекстных переменных, например формы или предмета обучения, хотя они и занимают важное место в теоретических моделях (Banihashem et al., 2025; Tinajero et al., 2024). Исследования показывают, что выбор стратегий учащихся очной и дистанционной формы обучения различается (Шляпников, 2024).



Хотя в настоящее время стратегии саморегуляции достаточно хорошо изучены, многими специалистами отмечается существенный недостаток всех этих исследований. В современной психологии саморегуляция рассматривается как процесс, но для ее изучения в большинстве случаев используются опросники, фиксирующие устойчивые свойства личности (Tinajero et al., 2024). В связи с этим Б. Циммерман указывал на необходимость поиска новых методов изучения стратегий саморегуляции. Очень перспективным ему представлялось изучение «цифровых следов», которые учащиеся оставляют в процессе обучения в ЭОС (Zimmerman, 2015).

Исходя из этого, **целью** нашей работы мы выбрали изучение стратегий саморегуляции у студентов, обучающихся с применением ДОТ, а также их личностных предикторов, основываясь на «цифровых следах» в ЭОС.

Поскольку большая часть самостоятельной дистанционной работы студентов происходит в ЭОС, мы предположили, что их «цифровые следы» отражают особенности их самоорганизации и саморегуляции в обучении. Современные ЭОС мультифункциональны, они представляют широкий спектр возможностей для обучения студентов: просмотр вебинаров и других образовательных материалов, прохождение тестов, загрузку выполненных работ, общение с администрацией вуза, преподавателями и другими студентами и др. В связи с этим действия студентов в ЭОС носят разноплановый характер. Однако есть основания предположить, что за этими действиями стоят общие стратегии саморегуляции, которые можно выделить с помощью математического анализа.

Таким образом, в ходе исследования проверялись две гипотезы:

Гипотеза № 1

Поскольку учебная активность студентов, обучающихся с использованием ДОТ, в ЭОС — это преимущественно самостоятельная работа, которую они организуют сами в удобное для них время, можно предположить, что их «цифровые следы» отражают их индивидуальные стратегии саморегуляции в обучении. Соответственно, на основании анализа «цифровых следов» студентов в ЭОС могут быть выделены латентные профили групп студентов со сходными стратегиями саморегуляции в обучении.

Гипотеза № 2

Предикторами стратегий саморегуляции в обучении могут выступать личностные переменные: мотивационные (академическая мотивация, самооффективность, осмысленность жизни), характерологические (факторы «Большой пятерки»), а также индивидуальные особенности волевой регуляции (волевые диспозиции, выраженность самоконтроля, самооценка волевых качеств личности).

Материалы и методы

Характеристика выборки. Исследование проводилось на базе факультета психологии НОЧУ ВО «Московского института психоанализа. Всего в исследовании приняло участие 506 студентов дистанционного отделения института: уровень бакалавриата — 197 человек, уровень магистратуры — 309 человек. Выборка включала 465 женщин и 41 мужчину. Средний возраст студентов составил 35,4 года.

Методики. Для диагностики академической мотивации студентов использовался опросник «Краткая шкала академической мотивации» (Гордеева, Сычев, Осин, 2014).

Для оценки самооффективности использовалась «Шкала общей самооффективности» Р. Шварцера (1992) в адаптации В.Г. Ромека (Шварцер, Ерусалем, Ромек, 1996).



Для оценки личностных факторов «Большой пятерки» использовался «Короткий портретный опросник большой пятерки (Б5-10)» (Егорова, Паршикова, 2016).

Для оценки осмысленности жизни использовался тест СЖО в адаптации Д.А. Леонтьева (Осин, Кошелева, 2020).

Для оценки индивидуальных особенностей волевой регуляции учащихся использовались следующие методики: субшкала «Контроль при планировании» из методики «Шкала контроля за действием» Ю. Куля (в адаптации Шапкина, 1997), показатели методики «Вопросник для выявления выраженности самоконтроля в эмоциональной сфере, деятельности и поведении» (Г.С. Никифоров, В.К. Васильева и С.В. Фирсова) (Ильин, 2000), «Самооценка волевых качеств личности» (Иванников, Эйдем, 1990).

Процедура исследования. Исследование проводилось в весеннем семестре 2024—2025 учебного года. В начале исследования все студенты заполняли электронную версию опросника. Перед началом опроса все студенты были проинформированы о целях и задачах исследования и подтвердили свое согласие на участие в нем.

Далее исследовалась активность студентов в ЭОС института. Поскольку сроки обучения на разных курсах и уровнях образования различаются, мы выбрали период в 100 дней, на протяжении которого все студенты проходили теоретическое обучение. В течение этого периода регистрировались цифровые следы студентов в ЭОС. Фиксировались следующие показатели: 1) заходы студентов в ЭОС; 2) академические задолженности; 3) обращения к учебным материалам, размещенным на портале; 4) сообщения, написанные студентами администрации; 5) сообщения, написанные преподавателям; 6) сообщения другим студентам; 7) успешные прохождения тестов; 8) неуспешные прохождения тестов; 9) количество отправленных работ. Все показатели регистрировались ежедневно, в одно и то же время (22.00 по московскому времени). В результате для каждого студента был получен ряд наблюдений по каждому показателю. Далее, на основании полученных рядов данных, рассчитывались средние, которые отражали прирост показателя за исследуемый период времени, что позволяло нивелировать различия образовательных программ у студентов разных курсов и уровней образования. Помимо этого, была рассчитана мера нерегулярности прироста показателя по следующей формуле:

$$\frac{\sum_{100}^i \frac{x_{100}-x_1}{100} - (x_{i+1}-x_i) \text{right}}{x_{100}-x_1},$$

где x_i — это значение показателя, измеренное в i -й день.

В случае, когда показатель каждый день увеличивается на одно и то же значение, показатель равен 0, а по мере увеличения неоднородности он стремится к единице.

Статистическая обработка. Для статистической обработки данных использовались метод анализа латентных профилей и линейный дискриминантный анализ. Подробное описание см. в Приложении А.

Результаты

В ходе анализа было построено 3 модели данных, с разным числом классов студентов. Показатели пригодности моделей приведены в табл. 1.



Таблица 1 / Table 1

**Показатели пригодности моделей
с разным числом классов (анализ латентных профилей)**
Fitness indices of models with different numbers of classes (latent profile analysis)

Критерий / Criterion	3 класса / 3 classes	4 класса / 4 classes	5 классов / 5 classes
Log-Likelihood	-11973,90	-11614,85	-11458,82
AIC	24095,80	23415,69	23141,64
BIC	24408,57	23808,76	23615,01
Энтропия / Entropy	0,996	0,998	0,998
BLRT (p-value)	0,01	0,01	0,01
Наименьший класс / The smallest class (%)	3,4 (n=17)	3,6 (n=18)	3,6 (n=18)
Крупнейший класс / The largest class (%)	49,0 (n=248)	48,8 (n=247)	48,8 (n=247)

Примечание: AIC — информационный критерий Акаике; BIC — байесовский информационный критерий; BLRT — тест отношения правдоподобия на основе бутстрэпа.

Note: AIC — Akaike information criterion; BIC — Bayesian information criterion; BLRT — Bootstrap Likelihood Ratio Test.

В целом, можно видеть, что все модели обладают высокими показателями пригодности (см. табл. 1). Однако значимость теста BLRT ($p = 0,01$) показывает, что добавление каждого нового класса значимо улучшает модель. Поэтому модель с пятью латентными классами статистически является наилучшей. В пользу этого говорят самые низкие значения информационных критериев AIC и BIC по сравнению с моделями с меньшим числом классов; высокое значение Entropy, означающее, что студенты с высокой вероятностью относятся ровно к одному классу и классы четко различимы. Вместе с тем, при выборе оптимальной модели в LPA принято ориентироваться не только на статистические показатели, но также на возможности содержательной интерпретации классов, а также их практическое значение.

В табл. 2 представлены результаты stepclass-анализа, оценивающего точность, с которой наши личностные предикторы могут предсказать попадание студента в свою группу.

Таблица 2 / Table 2

Результаты отбора информативных личностных предикторов
Results of the selection of informative personality predictors

Модель (Число классов) / Model (Number of classes)	Начальное кол-во пре- дикторов / Initial number of predictors	Финальное кол-во пре- дикторов / Final number of predictors	Точность / Correctness Rate	Ключевые отобранные предикторы (для финальной модели) / Key predictors selected (for the final model)
3 класса / 3 classes	19	6	64,21%	курс, СБВК, СЖО, МД, СЭФ, СОЗ / course, TSVQ, PIL, AM, SEF, CON



Модель (Число классов) / Model (Number of classes)	Начальное кол-во пре- дикторов / Initial number of predictors	Финальное кол-во пре- дикторов / Final number of predictors	Точность / Correctness Rate	Ключевые отобранные предикторы (для финальной модели) / Key predictors selected (for the final model)
4 класса / 4 classes	19	10	61,86%	курс, ШКД, ПСК, СБВК, СЖО, МД, ИМ, СЭФ, ЭКС, СОЗ / course, ACS, BSC, TSVQ, PIL, AM, SEF, EXT, CON
5 классов / 5 classes	19	12	60,00%	возраст, курс, ССК, ЭСК, ПСК, СБВК, СЖО, ИМ, СЭФ, ОТК, СОЗ, НЕЙ / course, ESC, SSC, BSC, TSVQ, PIL, IM, SEF, OPN, CON, NEU

Примечание: ШКД — «Шкала контроля за действием», СБВК — суммарный балл самооценки волевых качеств, МД — мотивация достижения, ИМ — интроецированная мотивация, СЭФ — самоэффективность, СЖО — тест СЖО, ЭКС — экстраверсия, ОТК — открытость новому опыту, СОЗ — сознательность, НЕЙ — нейротизм, ПСК — поведенческий самоконтроль, ЭСК — эмоциональный самоконтроль, ССК — социальный самоконтроль. Наряду с личностными переменными в качестве предикторов в модель были добавлены пол, возраст, курс обучения.

Note: ACS — Action Control Scale, TSVQ — total score of self-assessment of volitional qualities, AM — achievement motivation, IM — introjected motivation, SEF — self-efficacy, PIL — PIL test, EXT — extroversion, OPN — openness to experience, CON — conscientiousness, NEU — neuroticism, BSC — behavioral self-control, ESC — emotional self-control, SSC — social self-control. Along with personality variables, gender, age, and year of study were added to the model as predictors.

Как можно видеть из табл. 2, достаточной точностью обладают только модели с 3 и 4 классами (64,21% и 61,86%), тогда как модель с 5 классами немногим превосходит наивный прогноз. Если сравнивать модели с 3 и 4 классами, то модель с 3 классами оказалась лучшей, так как она более экономична. Она использует всего 6 предикторов для достижения большей точности. Это означает, что она не только точнее, но и проще, менее склонна к переобучению и легче поддается интерпретации. Помимо этого, процесс отбора для 3-классной модели показывает стабильный и максимальный рост точности с удалением каждого неподходящего признака. В связи с этим в дальнейшем мы сосредоточимся на сравнительном анализе моделей с 3 и 4 классами.

В Приложении Б представлены средние значения показателей активности студентов в ЭОС для моделей с 3 и 4 факторами. Латентные профили построенных моделей приведены на рис. 1 и 2.

Как можно видеть, для обеих моделей выделяются два больших класса примерно с равным числом респондентов, а также несколько небольших.

Один из них (класс 2 в 3-классной модели и класс 3 в 4-классной модели), обозначим его как «Пассивные студенты», характеризуется регулярно низким уровнем активности в ЭОС. Студенты из данной группы реже заходят в ЭОС, просматривают учебные материалы, проходят тесты, пишут сообщения преподавателям и администрации вуза. При этом у них относительно высокий уровень академического долга. Также они чаще пишут сообщения другим студентам.

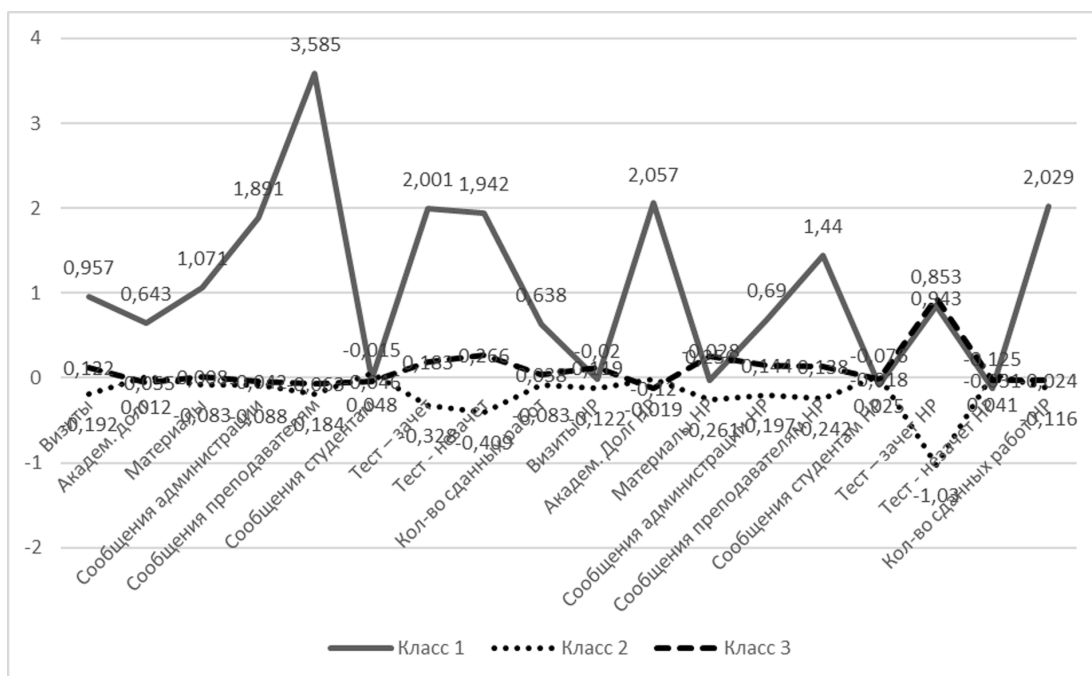


Рис. 1. Латентные профили для модели с тремя классами (z-оценки)

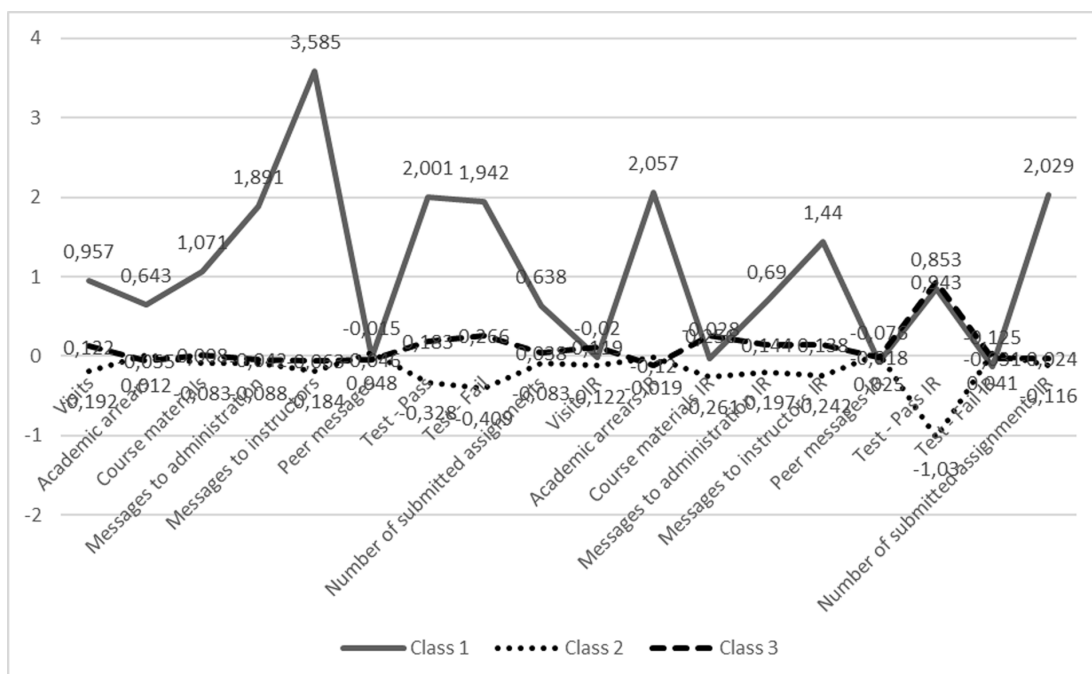


Fig. 1. Latent profiles for the three-class model (z-scores)

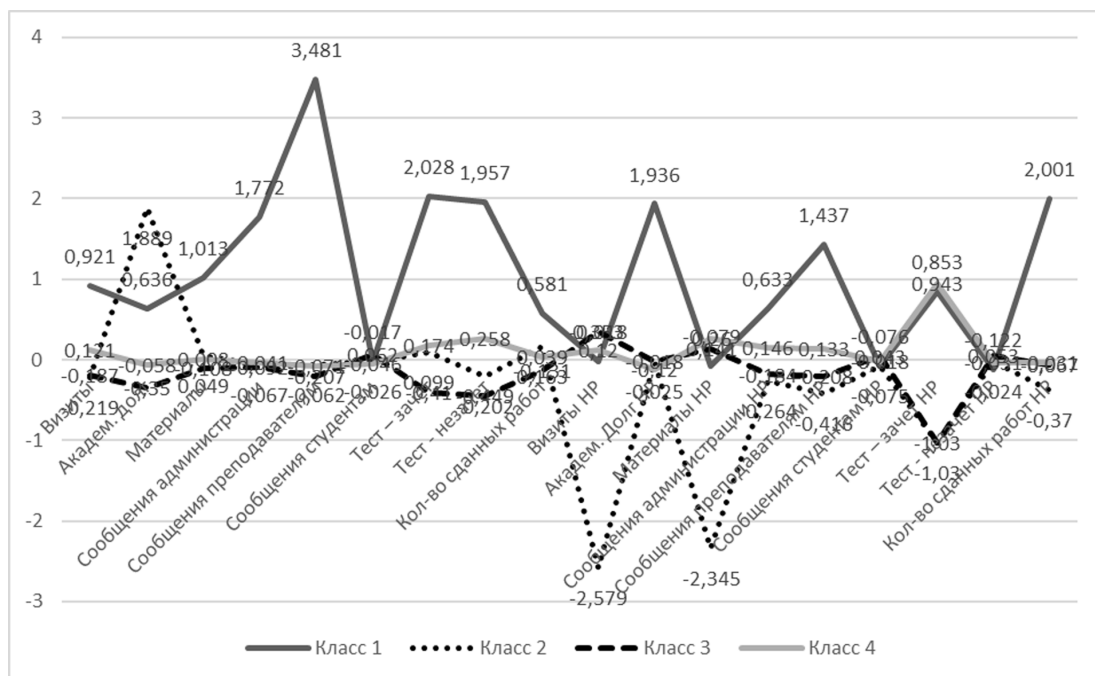


Рис. 2. Латентные профили для модели с четырьмя классами (z-оценки)

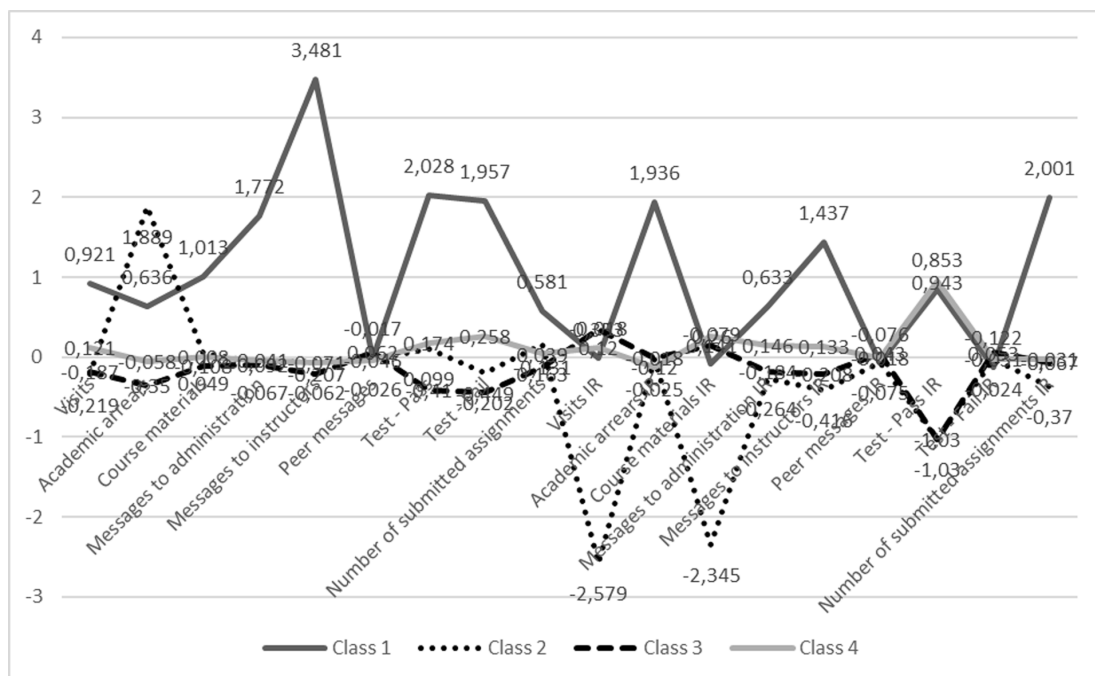


Fig. 2. Latent profiles for the four-class model (z-scores)



Второй класс (класс 2 в 3-классной модели и класс 3 в 4-классной модели), обозначим его как «Активные студенты», характеризуется относительно высокой и достаточно регулярной активностью в ЭОС. Студенты из данной группы чаще заходят в ЭОС, просматривают учебные материалы, проходят тесты, пишут сообщения преподавателям и администрации. Вместе с тем они реже, чем студенты из других классов, пишут сообщения одногруппникам. По всей видимости, данные студенты наиболее успешны в обучении, так как у них самый низкий показатель академического долга. Однако важно учитывать, что этот показатель отражает лишь количество несданных дисциплин, а не оценки, полученные на экзамене.

Третья группа (1 класс) также присутствует в обеих моделях. Хотя она и небольшая по своему размеру, но достаточно устойчивая. Ее образуют студенты с самым высоким уровнем активности на портале, которая при этом носит крайне нерегулярный характер. В связи с этим обозначим данный класс как «Сверхактивные студенты». По сравнению с другими классами, студенты из данной группы в разы чаще заходят в ЭОС, обращаются к учебным материалам, сдают работы, проходят тесты, пишут сообщения преподавателям и администрации. Однако, несмотря на высокий уровень активности на портале и большое количество успешно сданных тестов, уровень академического долга в данной группе очень высокий.

В модели с четырьмя классами выделяется еще одна небольшая группа, которая характеризуется самой низкой активностью в ЭОС. Обозначим ее как «Должники». По всей видимости, данная группа выделяется из класса «Пассивные студенты». От последних ее отличают: наименьшее число визитов в ЭОС и самая высокая академическая задолженность. Вместе с этим они чаще обращаются к учебным материалам, сдают работы, проходят тесты, пишут сообщения преподавателям и администрации вуза. По всей видимости, студенты данной группы хуже всего справляются с учебной нагрузкой, хотя они и предпринимают действия по устранению задолженности.

Как видно из табл. 2, распределение студентов по 3 классам может быть предсказано на основании переменных: курс обучения, суммарный балл волевых качеств, мотивация достижения, самооффективность, тест СЖО и сознательность. Для предсказания распределения по 4 классам нужно привлечь еще четыре переменные: «Шкала контроля за действием», поведенческий самоконтроль, интроецированная мотивация и экстраверсия.

Чтобы разобраться, как конкретно личностные переменные влияют на активность студентов в ЭОС, мы обратились к LDA. Его результаты приведены в табл. 3.

Таблица 3 / Table 3

**Модели предикторов активности студентов в ЭОС
(коэффициенты линейных дискриминантных функций)**

**Models of predictors of student activity in the DLE
(coefficients of linear discriminant functions)**

Показатель / Indicator	Модель с 3 классами / The Model with 3 classes		Модель с 4 классами / The Model with 4 classes		
	LD1	LD2	LD1	LD2	LD3
Курс / Course	-1,093	-0,543	-1,115	0,214	-0,416
ШКД / ACS	-	-	-0,049	0,132	0,084
ПСК / BSC	-	-	-0,01	-0,070	-0,045
СБВК / TSVQ	- 0,058	0,056	-0,046	-0,041	0,049



Показатель / Indicator	Модель с 3 классами / The Model with 3 classes		Модель с 4 классами / The Model with 4 classes		
	LD1	LD2	LD1	LD2	LD3
СЖО / PIL	0,002	0,034	0,004	-0,035	0,000
МД / AM	0,002	-0,163	0,017	0,177	0,012
ИМ / IM	-	-	-0,042	0,075	-0,129
СЭФ / SEF	0,044	-0,159	0,048	0,114	-0,065
ЭКС / EXT	-	-	-0,054	0,183	0,178
СОЗ / CON	0,119	-0,049	0,153	-0,100	-0,185
Доля следов / Proportion of Trace, %	90,6	9,4	82,5	12,3	5,2
Точность / Accuracy (CR), %	64,21		61,86		
Тест Уилкса / Wilks' Lambda test	$\lambda = 0,83197$, $\text{Chi}^2(12) = 92,069$, p<0,001		$\lambda = 0,77996$, $\text{Chi}^2(30) = 123,76$, p<0,001		
Средние значения дискриминантных функций в каждом классе / Average values of discriminant functions in each class					
1 класс / 1 class	-2,31	-9,52	-2,09	9,92	-2,32
2 класс / 2 class	-0,47	-8,62	-0,76	8,83	-2,35
3 класс / 3 class	-0,88	-8,66	-0,08	9,19	-1,98
4 класс / 4 class	-	-	-0,64	9,07	-2,05

Примечание: LD1 — первая дискриминантная функция, LD2 — вторая дискриминантная функция, LD3 — третья дискриминантная функция, ШКД — «Шкала контроля за действием», СБВК — суммарный балл самооценки волевых качеств, МД — мотивация достижения, ИМ — интроецированная мотивация, СЭФ — самоэффективность, СЖО — тест СЖО, ЭКС — экстраверсия, СОЗ — сознательность, ПСК — поведенческий самоконтроль.

Note: LD1 — the first discriminant function, LD2 — the second discriminant function, LD3 — the third discriminant function, ACS — Action Control Scale, TSVQ — total score of self-assessment of volitional qualities, AM — achievement motivation, IM — introjected motivation, SEF — self-efficacy, PIL — PIL test, EXT — extroversion, CON — conscientiousness, BSC — behavioral self-control.

Нами были построены дискриминантные функции приемлемой точности в диапазоне 60—70%. Однако, точность модели с 3 классами оказалась выше, чем модели с 4 классами. Тест Уилкса ($p < 0,05$) показал, что дискриминантные функции в совокупности обеспечивают статистически значимое различие между группами. Рассмотрим их подробнее.

Для 3-классной модели было получено две дискриминантные функции.

Первая из них, «Сознательность», объясняет примерно 90% дисперсии. Наибольший вклад в нее вносят такие переменные, как курс обучения (сильный отрицательный вклад), сознательность (умеренный положительный вклад) и суммарный балл волевых качеств (слабый отрицательный вклад). Наибольшее значение эта функция приобретает во 2-м классе, где больше всего студентов первого курса, а у студентов в среднем выше уровень сознательности. Самые низкие значения этой функции в 1-м классе, здесь у студентов самые низкие показатели сознательности. Данную группу образуют студенты старших курсов.

Вторая функция, «Дефицит мотивации», объясняет оставшиеся 10%. В нее наибольший вклад вносят курс обучения (сильный отрицательный вклад), мотивация достижения



и самоэффективность (умеренный отрицательный вклад), суммарный балл волевых качеств и тест СЖО (слабый положительный вклад). Самые низкие значения функции наблюдаются в 1-м классе, у этих студентов самая высокая мотивация и самоэффективность. Самые высокие значения наблюдаются у студентов 2-го и 3-го классов, у них мотивация и самоэффективность самые низкие.

Для 4-классной модели было получено три дискриминантные функции. Первая функция здесь тоже «Сознательность». Самая низкая она в 1-м классе, а самая высокая — в 3-м классе. Здесь по сравнению с 3-классовой моделью принципиально ничего не меняется.

Вторая функция, объясняющая примерно 12% дисперсии, «Высокая мотивация», отличается от предыдущей модели. Наибольший вклад в нее вносят переменные: курс обучения, «Шкала контроля за действием», экстраверсия, мотивация достижения, самоэффективность (умеренный положительный вклад) и сознательность (умеренный отрицательный вклад). По всей видимости, данная функция, связана с высоким уровнем активности и мотивации. Самые высокие значения данной функции у студентов из 1-го класса, а самые низкие — у студентов из 2-го класса.

Третья функция, «Социальная импульсивность», объясняет 5% дисперсии. Наибольший вклад в нее вносят переменные: курс, сознательность, интроецированная мотивация, самоэффективность (умеренный отрицательный вклад), а также экстраверсия (умеренный положительный вклад). По всей видимости, данная функция в большей степени связана с социальной активностью и, возможно, импульсивностью. Самые низкие значения данной функции наблюдаются в 1-м и 2-м классе, а самые высокие — в 3-м классе.

Таким образом, полученные результаты позволяют сделать следующие предварительные выводы.

На основании LPA «цифровых следов» студентов в ЭОС было выделено две основные стратегии саморегуляции в обучении: «Активная» и «Пассивная», — причем активная стратегия выглядит более успешной, так как у студентов с данным типом активности самый низкий уровень академического долга. Данные стратегии представлены на выборке в равной пропорции. Помимо этого, было выделено две небольшие группы студентов, «Сверхактивные» и «Должники» с соответствующими стратегиями саморегуляции. Пассивная стратегия в большей степени присуща студентам в начале обучения, а сверхактивная встречается чаще у студентов более старших курсов.

Результаты stepclass-анализа свидетельствуют, что анализируемые личностные переменные позволяют делать удовлетворительные прогнозы распределения студентов по классам. Наиболее информативными оказались переменные: курс обучения, сознательность, экстраверсия, мотивация достижения, интроецированная мотивация, самоэффективность, «Шкала контроля за действием», выраженность поведенческого самоконтроля, суммарный балл волевых качеств и тест СЖО.

В результате LDA было получено три дискриминантные функции, позволяющие удовлетворительно предсказывать распределение студентов по классам: «Сознательность», «Мотивация» и «Социальная импульсивность». Если мы будем сравнивать два больших класса, то получается, что у «Пассивных студентов» выше сознательность, мотивация, а также экстраверсия. Класс «Сверхактивных студентов» отличается самой высокой мотивацией и самой низкой сознательностью. В классе «Должников» самый низкий уровень мотивации, а также социальной импульсивности.



Обсуждение результатов

В целом полученные результаты свидетельствуют в пользу выдвинутых гипотез и хорошо согласуются с результатами других исследований (Alkhateeb, 2025; Coronado-Maldonado, Díaz-Muñoz, González-Sodis, 2025; Fong et al., 2025). Показано, что мотивация и индивидуальные особенности волевой регуляции оказывают влияние на выбор стратегий саморегуляции в обучении. Однако в большинстве работ стратегии саморегуляции определялись с помощью опросников, что вызывает справедливую критику (Tinajero et al., 2024; Zimmerman, 2015). В нашем исследовании показано, что личностные предикторы позволяют предсказывать объективно регистрируемые показатели: активность студентов на портале. Это позволяет нам взглянуть на проблему с другой стороны.

Как можно видеть, примерно половина студентов придерживается стратегии саморегуляции, предполагающей умеренно-высокую и регулярную активность в ЭОС. Если судить по низкому показателю задолженности, эту стратегию можно считать наиболее успешной. Другая половина студентов придерживается более пассивной стратегии, которая оказывается менее успешной с точки зрения академического долга. Главное различие между стратегиями обучения связано с курсом обучения. Студенты, выбирающие более пассивную стратегию обучения, младше по курсу, чем студенты, выбирающие более активную стратегию. В связи с этим можно предположить, что в начале обучения студенты ведут себя осторожнее, выбирая более сдержанную стратегию, а с опытом у них складывается более активная стратегия. Это предположение согласуется с данными исследований, демонстрирующих, что в процессе обучения стратегии саморегуляции развиваются и становятся более эффективными (Cheng, 2024). По всей видимости, выбор двух этих стратегий определяется более высоким уровнем сознательности учащихся и умеренной академической мотивацией.

Две другие стратегии, обнаруженные в исследовании, судя по уровню академической задолженности, гораздо менее успешные. Одна из них характеризуется повышенной и нерегулярной активностью на портале. Она свойственна студентам старших курсов, отличающихся высоким уровнем академической мотивации, в первую очередь мотивации достижения. Можно предположить, что данную стратегию выбирают студенты с высоким уровнем задолженности, которая и стимулирует их активность. Однако, несмотря на большое количество пройденных тестов и сданных работ, данная стратегия не ведет к снижению задолженности, что и заставляет признать ее не оптимальной. Другая стратегия, которую выбирают студенты с высокой задолженностью, это полная пассивность и избегание. К данной стратегии прибегают студенты с самой низкой мотивацией и низкой сознательностью. По всей видимости, данные студенты просто не хотят учиться, поэтому они и не предпринимают значительных усилий для ликвидации задолженности.

В целом, можно обобщить, что в начале обучения студенты придерживаются более осторожной пассивной стратегии. По мере обучения у более сознательных студентов складывается более успешная стратегия, предполагающая более высокий, но сбалансированный уровень активности. У студентов с большой академической задолженностью могут возникать другие стратегии. Для высокомотивированных студентов будет характерен высокий уровень активности, а у студентов с низкой мотивацией будет наблюдаться более пассивная стратегия. Неожиданным результатом работы можно признать значимый вклад сознательности в выбор стратегий, так как в исследованиях, основанных на данных опросов, этой зависимости не было обнаружено (Ramirez-Arellano, 2024).



Оговорим точность дискриминационных моделей, которая составляет около 65%. Этот уровень является приемлемым, но не высоким. По нашему мнению, это связано с тем, что в нашей работе совсем не учтены контекстуальные переменные, которые, тем не менее, очень важны (Tinajero et al., 2024).

Заключение

«Цифровые следы» в ЭОС могут стать важным источником информации о стратегиях саморегуляции студентов. Анализ этих следов позволил нам выделить несколько стратегий, к которым обращаются студенты в ходе самоорганизации своей самостоятельной работы. Наиболее эффективной оказалась стратегия, характеризующаяся умеренно активной и регулярной самостоятельной работой, так как студенты, выбирающие данную стратегию, обладают самым низким уровнем академического долга. Слишком высокая хаотичная активность или, наоборот, слишком низкая, замирающая, напротив, оказались наименее эффективными.

По всей видимости, выбор стратегий саморегуляции зависит от особенностей личности студентов, в первую очередь от сознательности, мотивации достижения, самоэффективности, экстраверсии и индивидуальных характеристик волевой регуляции. Самые эффективные стратегии выбирают сознательные студенты с умеренной академической мотивацией. Помимо этого, на выбор стратегий влияет академический опыт. Можно предположить, что в процессе обучения у студентов формируются более эффективные стратегии саморегуляции. Наличие академической задолженности также может влиять на выбор стратегии.

Безусловно, необходимо учитывать, что в работе мы рассмотрели только один аспект саморегуляции в обучении, а именно самоорганизацию самостоятельной работы. Особенно важное значение этот аспект имеет в процессе дистанционного образования, поскольку здесь большая часть учебной работы носит самостоятельный характер. Вместе с тем, самоорганизацию самостоятельной работы необходимо рассматривать как часть более широких и более сложных стратегий саморегуляции учащихся, также включающих в себя стратегии волевой и мотивационной саморегуляции.

Изучение «цифровых следов» может иметь большое практическое значение. В перспективе их автоматизированный анализ позволит определять индивидуальные стратегии саморегуляции учащихся, а также прогнозировать успешность их обучения. Таким образом, перспективы дальнейших исследований в данной области связаны с разработкой моделей, позволяющих предсказывать академические достижения, а также психологические характеристики учащихся (стратегии саморегуляции, мотивацию) на основании анализа «цифровых следов».

Ограничения. Обсуждая результаты исследования, необходимо учитывать ограничения выборки. Хотя исследование и носило сплошной характер, привлечь к участию пассивных студентов-задолжников было довольно сложно. В связи с этим можно предположить, что студентов с данной стратегией может быть больше.

Limitations. When discussing the study's results, it is important to consider the limitations of the sample. Although the study was comprehensive, recruiting passive, indebted students was quite difficult. Therefore, it can be assumed that the number of students employing this strategy may be higher.



Список источников / References

1. Бондаренко, И.Н., Фомина, Т.Г., Моросанова, В.И. (2024). Регуляторные и личностные ресурсы успеваемости обучающихся с различными профилями школьной вовлеченности. *Экспериментальная психология*, 17(2), 98—112. <https://doi.org/10.17759/exppsy.2024170206>
Bondarenko, I.N., Fomina, T.G., Morosanova, V.I. (2024). Regulatory and Personal Academic Performance Resources of Students with Different School Engagement Profiles. *Experimental Psychology (Russia)*, 17(2), 98—112. (In Russ.). <https://doi.org/10.17759/exppsy.2024170206>
2. Гордеева, Т.О., Сычев, О.А., Осин, Е.Н. (2014). Опросник «Шкалы академической мотивации». *Психологический журнал*, 35(4), 98—109.
Gordeeva, T.O., Sychev, O.A., Osin, E.N. (2014). Questionnaire “Scale of academic motivation”. *Psychological journal*, 35(4), 98—109. (In Russ.).
3. Егорова, М.С., Паршикова, О.В. (2016). Психометрические характеристики Короткого портретного опросника Большой пятерки (Б5-10). *Психологические исследования*, 9(45), 9. <https://doi.org/10.54359/ps.v9i45.492>
Egorova, M.S., Parshikova, O.V. (2016). Psychometric characteristics of the Big Five Personality Inventory (B5-10). *Psychological research*, 9(45), 9. <https://doi.org/10.54359/ps.v9i45.492>
4. Иванников, В.А., Эйдман, Е.В. (1990). Структура волевых качеств по данным самооценки. *Психологический журнал*, 11(3), 39—49.
Ivannikov, V.A., Eidman, E.V. (1990). Structure of volitional qualities according to self-assessment data. *Psikhologicheskii Zhurnal*, 11(3), 39—49.
5. Ильин, Е.П. (2000). *Психология воли*. СПб.: Питер.
Ilyin, E.P. (2000). *The Psychology of Volition*. Saint-Petersburg: Piter.
6. Осин, Е.Н., Кошелева, Н.В. (2020). Тест смысложизненных ориентаций: новые данные о структуре и валидности. *Вопросы психологии*, 6, 150—163.
Osin, E.N., Kosheleva, N.V. (2020). Noetic orientations test: new data on structure and validity. *Voprosy Psychologii*, 6, 150—163. (In Russ.).
7. Шапкин, С.А. (1997). *Экспериментальное изучение волевых процессов*. М.: Смысл.
Sharokin, S.A. (1997). *Experimental study of volitional processes*. Moscow: Smysl.
8. Шварцер, Р., Ерусалем, М., Ромек, В. (1996). Русская версия шкалы общей самоэффективности Р. Шварцера и М. Ерусалема. *Иностранная психология*, 7, 71—77.
Shvartser, R., Erusalem, M., Romek, V. (1996). Russian version of the scale of general self-efficacy by R. Schwarzer and M. Jerusalem. *Foreign psychology*, 7, 71—77. (In Russ.).
9. Шляпников, В.Н. (2024). Факторы выбора стратегий волевой регуляции у студентов вузов. *Экспериментальная психология*, 17(4), 135—153. <https://doi.org/10.17759/exppsy.2024170409>
Shlyapnikov, V.N. (2024). Factors in the choice of volitional regulation strategies among university students. *Experimental Psychology (Russia)*, 17(4), 135—153. (In Russ.). <https://doi.org/10.17759/exppsy.2024170409>
10. Шляпников, В.Н., Шестова, М.А. (2024). Проблемы в обучении у студентов вуза, обучающихся с применением дистанционных образовательных технологий. В: *Цифровая гуманитаристика и технологии в образовании (DHTE 2024): Сборник статей V международной научно-практической конференции. 14—15 ноября 2024 г.* (с. 792—803). М.: Издательство ФГБОУ ВО МГППУ.
Shlyapnikov, V.N., Shestova, M.A. Problems in Learning Among University Students Studying Using Distance Learning Technologies. In: *Digital Humanities and Technology in Education (DHTE 2024): Collection of Articles of the V International Scientific and Practical Conference. November 14—15, 2024* (pp. 792—803). Moscow: Publishing house MSUPE, 2024.
11. Alkhateeb, H. (2025). Motivation and learning strategies of university students in a self-paced developmental course. *International Journal on Social and Education Sciences (IJonSES)*, 7(2), 205—221.
12. Banihashem, S.K., Bond, M., Bergdahl, N., Khosrovi, H., Noroozi, O.. (2025). A systematic mapping review at the intersection of artificial intelligence and self-regulated learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22, 50. <https://doi.org/10.1186/s41239-025-00548-8>
13. Cheng, Z. (2024). Differences in Meta-cognitive Self-regulation Strategies Between Graduate and Undergraduate Students. *Journal of Humanities, Arts and Social Science*, 8(7), 1654—1659.



14. Cheng, Z., Zhang, Z., Xu, Q., Maeda, Y., Gu, P. (2025). A meta-analysis addressing the relationship between self-regulated learning strategies and academic performance in online higher education. *Journal of Computing in Higher Education*, 37(1), 195—224. <https://doi.org/10.1007/s12528-023-09390-1>
15. Coronado-Maldonado, I., Díaz-Muñoz, R., González Sodi, J.L. (2025). Emotional intelligence, motivation and learning strategies: The SSREI and MSLQ-SF questionnaires. *Intangible Capital*, 21(1), 131—149. <https://doi.org/10.3926/ic.2714>
16. Elizondo, K., Valenzuela, R., Pestana, J.V., Codina, N. (2023). Self-regulation and procrastination in college students: A tale of motivation, strategy, and perseverance. *Psychology in the Schools*, 61(3), 887—902. <https://doi.org/10.1002/pits.23088>
17. Fong, C.J., Altan, S., Gonzales, C., Kirmizi, M., Adelugba, S.F., Kim, Y.-e. (2024). Stay motivated and carry on: A meta-analytic investigation of motivational regulation strategies and academic achievement, motivation, and self-regulation correlates. *Journal of Educational Psychology*, 116(6), 997—1018.
18. Khoirunnisa, K., Muin, N.A., Wati, C.L.S., Erwindi, L. (2025). Navigating Identity: The Role of Self-Regulation and Meaning of Life in Adolescents. *Journal of Counseling and Educational Research*, 2(1), 26—33.
19. Lourenço, A.A., Paiva M.O.A., Valente, S.N. (2025). Strategies That Transform: Self-Regulation and Volitional Control as Keys to Academic Achievement. *Social Sciences*, 14(5), 285. <https://doi.org/10.3390/socsci14050285>
20. Ramirez-Arellano, A. (2024). Effects of Personality and Motivation on Students' Academic Engagement and Metacognitive-Cognitive Strategies. *SAGE Open*, 14(4). <https://doi.org/10.1177/21582440241295845>
21. Tinajero, C., Mayo, M.E., Villar, E., Martinez-Lopez, Z. (2024). Classic and modern models of self-regulated learning: integrative and componential analysis. *Frontiers in Psychology*, 15. 1307574. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1307574>
22. 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). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-097086-8.26060-1>

Приложение / Appendix

Приложение А. Описание процедуры статистической обработки данных.

Appendix A. Description of the statistical data processing procedure.

<https://doi.org/10.17759/exppsy.2026190209>

Приложение Б. Средние значения показателей активности студентов в ЭОС (z-оценки).

Appendix B. Average values of student activity indicators in the DLE (z-scores).

<https://doi.org/10.17759/exppsy.2026190209>

Информация об авторах

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

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

Information about the authors

Vladimir N. Shlyapnikov, Candidate of Science (Psychology), Head of the Department of Personality and Individual Differences, Moscow Institute of Psychoanalysis, Moscow, Russian Federation, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4301-4229>, e-mail: shlyapnikov.vladimir@gmail.com



Mariya A. Shestova, Candidate of Science (Psychology), Associate professor, Chair of General Psychology, Department of General and Clinic Psychology, Moscow Institute of Psychoanalysis, Moscow, Russian Federation, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0750-1989>, e-mail: shestova-ma@inpsycho.ru

Вклад авторов

Шляпников В.Н. — идея; планирование исследования; применение статистических методов для анализа данных; написание рукописи; контроль за проведением исследования.

Шестова М.А. — аннотирование и оформление рукописи; проведение исследования: сбор данных; визуализация результатов исследования.

Оба автора приняли участие в обсуждении результатов и согласовали окончательный текст рукописи.

Contribution of the authors

Vladimir N. Shlyapnikov — ideas; planning of the research; application of statistical methods for data analysis, writing the manuscript; control over the research.

Mariya A. Shestova — annotation and design of the manuscript, conducting the research: data collection; visualization of research results.

Both authors participated in the discussion of the results and approved the final text of the manuscript.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Декларация об этике

Письменное информированное согласие на участие в этом исследовании было предоставлено респондентами (или законными опекунами / ближайшими родственниками участника).

Ethics statement

Written informed consent for participation in this study was obtained from the participants (or legal guardians / next of kin of the participants).

Поступила в редакцию 29.09.2025

Поступила после рецензирования 23.11.2025

Принята к публикации 13.03.2026

Опубликована 30.06.2026

Received 2025.09.29

Revised 2025.11.23

Accepted 2026.03.13

Published 2026.06.30