Известия Воронежского государственного педагогического университета. 2026. № 3 (312). С. 16–19.
Izvestia Voronezh State Pedagogical University. 2026. (3), 16–19.

Научная статья
УДК 378.14:004.922:612.825.5
DOI 10.47438/2309-7078_2026_3_16.

ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА 3D-МОДЕЛИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА КОГНИТИВНЫХ ПАТТЕРНОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Наталия Леонидовна Струтинская[1], Анастасия Сергеевна Золотарева[2]

Воронежский государственный технический университет[1]
Воронеж, Россия
Московский физико-технический институт[2]
Москва, Россия

[1]*Кандидат технических наук, доцент кафедры графики, конструирования и информационных технологий в промышленном дизайне,*
ORCID ID: 0009-0004-2120-8713, тел.: (473) 2369-490, e-mail: znl36@yandex.ru
[2]*Студентка 2 курса магистратуры, факультет биологической и медицинской физики*

Аннотация: В статье рассматривается проблема выбора оптимальной последовательности построения трёхмерных моделей в системах автоматизированного проектирования.

Ключевые слова: инженерная графика, 3 D-моделирование, когнитивная нагрузка, рабочая память, обучение с подкреплением, рекомендательная система, дерево построений, нейропедагогика.

Для цитирования: *Струтинская Н.Л., Золотарева А.С.* Оптимизация процесса 3D-моделирования на основе анализа когнитивных паттернов и машинного обучения // Известия Воронежского государственного педагогического университета. 2026. № 3. С. 16–19. DOI: 10.47438/2309-7078_2026_3_16.

Введение

Современное инженерное образование невозможно представить без освоения систем трёхмерного моделирования (CAD-систем). Владение такими инструментами, как nanoCAD, SolidWorks, Компас-3D является обязательной компетенцией выпускника инженерно-технического направления.

В отличие от классического черчения, где результат достигается последовательным построением проекций, в параметрическом 3D-моделировании ключевое значение приобретает порядок выполнения операций. При этом практика преподавания показывает, что процесс формирования навыка параметрического моделирования сопряжён со значительными трудностями когнитивного характера, которые проявляются в виде специфических ошибок и нерациональных стратегий работы. Каждое действие (экструзия, вращение, скругление, вырезание отверстия) выстраивается в иерархическое дерево построений. Изменение порядка или попытка начать моделирование «не с того» элемента часто приводит к тому, что вся последующая цепочка действий теряет корректность. Следствием становится каскад откатов (Ctrl+Z), которые не только увеличивают время выполнения работы, но и вызывают рост кортизола и фрустрации, снижая учебную мотивацию.

Примечательно, что эта проблема имеет не только методический, но и нейробиологический аспект. Пространственное мышление и планирование последовательности действий обеспечиваются работой префронтальной коры, которая отвечает за исполнительный контроль и рабочую память [1, 2]. Когда студент сталкивается со сложной деталью, объём информации, который необходимо удерживать в рабочей памяти (форма будущей модели, порядок операций, взаимосвязи элементов), может превышать её ёмкость, которая в соответствии с теорией когнитивной нагрузки [3], составляет около 4-7 информационных блоков. В этих условиях мозг начинает использовать эвристики — упрощённые стратегии принятия решений, которые часто приводят к неоптимальным маршрутам построения [4]. Современные исследования показывают, что индивидуальная стратегия построения модели существенно варьируется от студента к студенту и зависит от уровня сформированности у них пространственных представлений, опыта работы и даже текущего психоэмоционального состояния. Однако в существующей педагогической практике этот фактор не учитывается: все обучающиеся получают одинаковые методические

© Струтинская Н.Л., Золотарева А.С., 2026

указания, предполагающие некий усреднённый «правильный» порядок последовательности действий.

Таким образом, возникает противоречие между индивидуальной природой когнитивных процессов, лежащих в основе пространственного мышления, и унифицированным подходом к обучению студентов 3D-моделированию. Преодоление этого противоречия требует разработки адаптивных образовательных инструментов, способных подстраиваться под актуальное состояние когнитивных ресурсов студента.

В связи с этим нами была выдвинута гипотеза о возможности снижения когнитивной нагрузки у студентов при использовании в учебном процессе рекомендательной системы на основе машинного обучения, которая адаптирует порядок построения трёхмерной детали в зависимости от моделируемых нейрокогнитивных показателей студента, минимизируя количество ошибочных действий и откатов.

Для понимания природы трудностей, возникающих при освоении 3D-моделирования, мы обратились к современным представлениям о работе мозга при решении пространственных задач. Способность мысленно манипулировать объёмными объектами, вращать их, представлять сечения и проекции обеспечивается сложной нейросетью, включающей теменную, затылочную и лобную доли [5]. Особую роль играет дорсолатеральная префронтальная кора, которая участвует в планировании последовательности действий и торможении нерелевантных реакций. Именно здесь формируется стратегия построения — решение о том, с какого элемента начать, какие операции выполнить в первую очередь, а какие отложить.

Возможности современных алгоритмов искусственного интеллекта позволяют не только анализировать поведение пользователя в реальном времени, но и предсказывать вероятность ошибки на основе исторических паттернов. Особый интерес для решения поставленной задачи представляет обучение с подкреплением — метод, при котором агент обучается оптимальной политике действий через получение вознаграждения за успешные шаги [6]. В контексте моделирования это означает, что ИИ может предложить студенту такой порядок операций, который минимизирует количество промежуточных ошибок и, как следствие, количество откатов.

Материалы и методы исследования

Для проверки выдвинутой гипотезы был организован педагогический эксперимент, проходивший на занятиях по инженерной и компьютерной графики в ВГТУ.

В эксперименте приняли участие студенты первого курса в количестве 100 человек. Все участники ранее не изучали системы трёхмерного моделирования на профессиональном уровне, однако обладали базовыми навыками построений и работы с двухмерными САПР-системами, полученными в рамках школьного курса. Методом случайной выборки студенты были распределены на две группы: контрольную (КГ, n = 50) и экспериментальную (ЭГ, n = 50). До начала эксперимента проведено входное тестирование на уровень пространственного мышления (тест МРТ — мысленное вращение трёхмерных объектов), которое не выявило статистически значимых различий между группами ($p > 0,05$ по U-критерию Манна–Уитни).

Эксперимент проводился на базе системы трёхмерного моделирования, разработанной на платформе nanoCAD с использованием Python-скриптов для логирования действий пользователя. Была разработана специализированная надстройка, которая записывала временные метки всех операций (экструзия, вращение, сдвиг, скругление, вырезание, булевы операции) и отслеживала использование команды отката (Ctrl+Z). Все действия сохранялись в структурированном формате с привязкой к временной оси и порядковому номеру в дереве построений.

Разработанная система включает три основных модуля:

1. Модуль анализа текущего состояния. Он отслеживает в реальном времени последовательность операций студента, вычисляет текущую позицию в дереве построений и сравнивает ее с эталонными паттернами. При обнаружении отклонения от наиболее успешного паттерна формируется сигнал для модуля принятия решений.

2. Модуль обучения с подкреплением. Он реализован на основе алгоритма Q-обучения и включает состояние, описываемое вектором из 10 признаков: тип детали, количество выполненных операций, количество откатов в текущей сессии, текущая команда, время выполнения последней команды, тип последней команды, количество активных элементов на экране, текущая позиция камеры, время, затраченное на последнее вращение модели, и параметр «когнитивной сложности» (рассчитываемый как суммарное количество скрытых граней на текущем этапе).

3. Модуль прогнозирования времени. Этот модуль сформирован на основе регрессионной модели. Он предсказывал ожидаемое время выполнения для каждого из трёх паттернов построения, что позволяло системе выбирать не только минимальную по откатам, но и оптимальную по времени стратегию.

Результаты

По итогам проведения эксперимента были получены количественные и качественные результаты, представленные в таблицах 1 и 2.

Таблица 1. Сравнительные результаты констатирующего и контрольного этапов

Показатель	Контрольная группа (КГ)	Экспериментальная группа (ЭГ)	Статистическая значимость
Количество откатов (Ctrl+Z), констатирующий этап	14,3 ± 3,1	13,9 ± 2,9	$p > 0,05$ (н.з.)
Количество откатов (Ctrl+Z), контрольный этап	12,8 ± 2,7	7,3 ± 1,8	$p<0,001$ (U-критерий)
Среднее время выполнения, констатирующий этап, мин	42,5 ± 5,2	41,8 ± 4,9	$p > 0,05$ (н.з.)
Среднее время выполнения, контрольный этап, мин	38,6 ± 4,1	29,4 ± 3,6	$p<0,01$ (U-критерий)
Доля студентов, выбравших оптимальный паттерн, контрольный этап	28 %	67 %	$p < 0,001$ (χI)

Как видно из представленных данных, на констатирующем этапе группы были статистически однородны как по количеству откатов, так и по времени выполнения заданий. Это подтверждает корректность процедуры случайного распределения. На контрольном этапе экспериментальная группа показала значительное снижение количества откатов — почти в 1,8 раза по сравнению с констатирующим этапом (с 13,9 до 7,3). В контрольной группе снижение было минимальным (с 14,3 до 12,8) и статистически незначимым. Разница между группами на контрольном этапе является высоко значимой ($p < 0,001$ по U-критерию Манна–Уитни). Особого внимания заслуживает показатель доли студентов, выбравших оптимальный паттерн построения. В экспериментальной группе 67 % студентов на контрольном этапе использовали стратегию, которую система определяла как наиболее эффективную для данного типа детали (в основном «от основания» и «от центра»). В контрольной группе лишь 28 % студентов продемонстрировали аналогичный подход, большинство продолжало использовать эвристику "начинать выполнять построения с самого большого элемента" или "с ракурса, имеющего минимальное количество линий построения", что часто приводило к каскадным ошибкам и необходимости многочисленных откатов.

Таблица 2. Распределение студентов по типам используемых стратегий на контрольном этапе

Тип стратегии	КГ, %	ЭГ, %
«От основания»	23 %	54 %
«От центра»	15 %	21 %
«От функционального узла»	10 %	18 %
Смешанная/ неоптимальная	52 %	7 %

Качественный анализ действий студентов экспериментальной группы показал, что рекомендательная система не только предлагала оптимальный порядок действий, но и постепенно формировала у обучающихся метакогнитивные навыки планирования. Студенты начинали анализировать модель до начала построения, мысленно «разбивали» деталь на составные части и выстраивали иерархию операций. В контрольной группе, напротив, преобладала стратегия «проб и ошибок»: студенты начинали строить с первого попавшегося элемента, и при возникновении конфликтов в дереве построений были вынуждены делать множественные откаты, иногда возвращаясь практически к началу работы. Важно отметить, что эффект от использования рекомендательной системы сохранялся и при выполнении нового задания на контрольном этапе, которое не встречалось ранее в процессе обучения. Это свидетельствует о том, что студенты экспериментальной группы не просто запомнили конкретную последовательность для известных деталей, а интернализировали принципы оптимального планирования, что позволило им переносить полученный опыт на новые объекты.

Полученные результаты хорошо согласуются с теорией когнитивной нагрузки и современными представлениями о роли префронтальной коры в планировании деятельности. Когда же студент вынужден одновременно решать две сложные задачи — представлять пространственную форму детали и планировать последовательность операций в CAD-системе, то происходит перегрузка рабочей памяти, что приводит к лавинообразному росту ошибок. Рекомендательная система в данном случае принимает на себя функцию когнитивного планировщика, освобождая ресурсы префронтальной коры для концентрации на геометрической сути задачи. Это позволяет студенту сосредоточиться на пространственном образе модели, а не на алгоритмической последовательности действий в программе.

Кроме того, снижение количества откатов имеет не только дидактическое, но и психоэмоциональное значение. Каждый откат, особенно в ситуации когда нужно переделывать заново уже почти готовую модель, вызывает стрессовую реакцию, которая, согласно данным психофизиологии, блокирует процессы долговременного запоминания. Минимизация стрессогенных ситуаций в процессе обучения создаёт условия для более устойчивого формирования навыка построений.

Выводы

1. Типичные ошибки при работе в CAD-системах, связанные с неоптимальным порядком операций, имеют когнитивную природу и объясняются перегрузкой рабочей памяти и использованием упрощающих эвристик. Это позволяет рассматривать их не как случайные промахи, а как закономерные проявления работы мозга в условиях информационной перегрузки.

2. Разработанная рекомендательная система, использующая алгоритм обучения с подкреплением, позволяет снизить количество откатов (Ctrl+Z) более чем в 1,8 раза и сократить время выполнения задания на 23,8 % по сравнению с традиционным обучением. Статистический анализ подтверждает значимость полученных различий ($p < 0,001$).

3. Применение системы способствует формированию у студентов метакогнитивных навыков: умения планировать последовательность действий, прогнозировать потенциальные конфликты в дереве построений и осуществлять самоконтроль на основе понимания структуры модели, а не механического запоминания порядка команд.

4. Внедрение интеллектуальных ассистентов в процесс обучения инженерной графике трансформирует роль преподавателя: он перестаёт быть единственным источником «правильного» порядка действий и становится фасилитатором когнитивного развития, помогая студенту осознать и оптимизировать собственные стратегии мышления.

Полученные результаты открывают перспективы для дальнейших исследований, включая интеграцию системы с биометрическими сенсорами (трекинг взгляда, пульсометрия) для более точной оценки текущего когнитивного состояния студента и персонализации рекомендаций. Также представляет интерес

применение подобного подхода к другим этапам инженерной подготовки, где порядок действий критичен. Таким образом, разработанная и апробированная методика демонстрирует потенциал симбиоза нейропедагогики и искусственного интеллекта в инженерном образовании, позволяя сделать процесс обучения более эффективным, комфортным и ориентированным на индивидуальные когнитивные особенности студента.

Конфликт интересов

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Библиографический список

1. Baddeley A. Working memory: theories, models, and controversies // Annual Review of Psychology. 2012. Vol. 63. P. 1–29.

2. Струтинская Н. Л., Золотарева А. С. Развитие пространственного мышления студентов путем формирования у них ментальных образов в участках префронтальной коры головного мозга // Известия Воронежского государственного педагогического университета. 2024. № 2 (303). С. 80–84.

3. Sweller J. Cognitive load theory, learning difficulty, and instructional design // Learning and Instruction. 1994. Vol. 4, No. 4. pp. 295–312.

4. Kosslyn S. M., Thompson W. L., Ganis G. The case for mental imagery. Oxford : Oxford University Press, 2006. 256 p.

5. Paas F., Renkl A., Sweller J. Cognitive load theory and instructional design: recent developments // Educational Psychologist. 2003. Vol. 38, No. 1. P. 1–4.

6. Burgess, N., O'Keefe, J., Morris, R. Neironnye mekhanizmy prostranstvennoi navigatsii [Neural Mechanisms of Spatial Navigation]. Nature Reviews Neuroscience, 2007. P. 134–144.

References

1. Baddeley, A. (2012) Working memory: theories, models, and controversies. *Annual Review of Psychology*. (63), 1–29. (In English)

2. Strutinskaya, N.L., Zolotareva, A.S. (2024) The development of students' spatial thinking by forming mental images in their prefrontal cortex areas. *Izvestiya Voronezh State Pedagogical University*. 2 (303), 80-84. (In Russian)

3. Sweller, J. (1994) Cognitive load theory, learning difficulty, and instructional design. *Learning and Instruction*. 4 (4), 295–312. (In English)

4. Kosslyn, S.M., Thompson, W.L., Ganis, G. (2006) *The case for mental imagery*. Oxford, Oxford University Press, pp. 256. (In English)

5. Paas, F., Renkl, A., Sweller, J. (2003) Cognitive load theory and instructional design: recent developments. *Educational Psychologist*. 38 91), 1–4. (In English)

6. Burgess, N., O'Keefe, J., Morris, R. (2007) Neironnye mekhanizmy prostranstvennoi navigatsii [Neural Mechanisms of Spatial Navigation]. *Nature Reviews Neuroscience*, pp. 134–144. (In English)

Поступила в редакцию 24.07.2026
Подписана в печать 30.09.2026

Original article
UDC 378.14:004.922:612.825.5
DOI 10.47438/2309-7078_2026_3_16.

OPTIMIZATION OF THE 3D MODELING PROCESS BASED ON COGNITIVE PATTERN ANALYSIS AND MACHINE LEARNING

Natalia L. Strutinskaya[1], Anastasia S. Zolotareva[2]

Voronezh State Technical University[1]
Voronezh, Russia
Moscow Institute of Physics and Technology[2]
Moscow, Russia

[1]*Docent of the Department of Graphics, Design and Information Technologies in Industrial Design, ORCID ID: 0009-0004-2120-8713, tel.: (473) 2369-490, e-mail: znl36@yandex.ru*
[2]*2th year Master's Student of the Faculty of Biological and Medical Physics*

Abstract. The article discusses the problem of choosing the optimal sequence for constructing three-dimensional models in computer-aided design systems.

Key words: engineering graphics, 3D modeling, cognitive load, working memory, reinforcement learning, recommendation system, building tree, neuropedagogy.

Cite as: Strutinskaya, N.L., Zolotareva, A.S. (2026) Optimization of the 3D modeling process based on cognitive pattern analysis and machine learning. *Izvestia Voronezh State Pedagogical University.* (3), 16–19. (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.47438/2309-7078_2026_3_16.

Received 24.07.2026
Accepted 30.09.2026