

Научная статья

УДК 371.3:004.8

EDN XHJKBL

<https://doi.org/10.22450/978-5-9642-0602-6-295-302>

Большие языковые модели в преподавании общетехнических дисциплин

Татьяна Викторовна Шарипова¹, кандидат технических наук, доцент

Валентина Ивановна Худовец², кандидат технических наук, доцент

Владимир Анатольевич Мунгалов³, кандидат технических наук

Данил Сергеевич Соколов⁴, аспирант

^{1, 2, 3, 4} Дальневосточный государственный аграрный университет

Амурская область, Благовещенск, Россия

Аннотация. Авторами рассмотрены практические примеры применения нейросетей в преподавании общетехнических дисциплин, включая теоретическую механику, сопротивление материалов, теорию механизмов и машин, детали машин, основы конструирования и гидравлику. Особое внимание уделено методическим рекомендациям по интеграции нейросетевых технологий с традиционными подходами, а также вопросам интерпретации результатов и минимизации эффекта «черного ящика». Приведены гипотетические и реальные кейсы, иллюстрирующие потенциал нейросетей в инженерном образовании.

Ключевые слова: нейросети, искусственный интеллект, общетехнические дисциплины, персонализация обучения, инженерное образование

Для цитирования: Шарипова Т. В., Худовец В. И., Мунгалов В. А., Соколов Д. С. Большие языковые модели в преподавании общетехнических дисциплин // Агропромышленный комплекс: проблемы и перспективы развития : материалы всерос. науч.-практ. конф. (Благовещенск, 16–17 апреля 2025 г.). Благовещенск : Дальневосточный ГАУ, 2025. С. 295–302.

Original article

Large language models in teaching general technical disciplines

Tatiana V. Sharipova¹, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor

Valentina I. Khudovets², Candidate of Technical Sciences, Associate Professor

Vladimir A. Mungalov³, Candidate of Technical Sciences

Danil S. Sokolov⁴, Postgraduate Student

^{1, 2, 3, 4} Far Eastern State Agrarian University, Amur region, Blagoveshchensk, Russia

Abstract. The authors consider practical examples of the use of neural networks in teaching general technical disciplines, including theoretical mechanics, resistance

of materials, theory of mechanisms and machines, machine parts, fundamentals of design and hydraulics. Special attention is paid to methodological recommendations for integrating neural network technologies with traditional approaches, as well as issues of interpreting the results and minimizing the "black box" effect. Hypothetical and real-world cases illustrating the potential of neural networks in engineering education are presented.

Keywords: neural networks, artificial intelligence, general technical disciplines, personalization of training, engineering education

For citation: Sharipova T. V., Khudovets V. I., Mungalov V. A., Sokolov D. S. Large language models in teaching general technical disciplines. Proceedings from Agro-industrial complex: problems and prospects of development: *Vserossiiskaya nauchno-prakticheskaya konferentsiya*. (PP. 295–302), Blagoveshchensk, Dal'nevostochnyi gosudarstvennyi agrarnyi universitet, 2025 (in Russ.).

Цифровая трансформация образования открывает новые возможности для повышения эффективности учебного процесса. Нейросети, как инструмент искусственного интеллекта, способны автоматизировать рутинные задачи, адаптировать контент под индивидуальные запросы студентов и улучшить обратную связь. В аграрном и техническом образовании, где сочетаются теоретические знания и практические навыки, внедрение нейросетей особенно актуально. Например, в дисциплинах, требующих расчетов (сопротивление материалов) или визуализации процессов (гидравлика), нейросети позволяют сократить время на подготовку материалов и повысить глубину понимания.

В статье исследуется роль нейросетей в трансформации образовательных процессов в рамках общетехнических дисциплин. На примере пяти ключевых направлений (теоретической механики, сопротивления материалов, теории механизмов и машин, деталей машин и гидравлики) продемонстрированы практические кейсы применения искусственного интеллекта. Особое внимание уделено методологическим аспектам: интеграции нейросетей с классическими инженерными инструментами, вопросам интерпретируемости результатов и минимизации рисков, связанных с «черным ящиком». Предложены рекомендации по внедрению соответствующих решений в учебный процесс, а

*Агропромышленный комплекс: проблемы и перспективы развития
Материалы всероссийской научно-практической конференции*

также обозначены перспективные направления исследований. Статья основана на анализе современных публикаций, гипотетических и реальных примеров, включая экспериментальные платформы и алгоритмы.

Цель статьи – продемонстрировать конкретные примеры применения нейросетей в преподавании общетехнических дисциплин и сформулировать методические рекомендации для их интеграции.

Важным фактором в организации практических занятий по дисциплине «Теоретическая механика» является автоматическая генерация задач. Нейросети на базе языковых моделей (GPT-4) создают уникальные задачи по статике, кинематике и динамике. Например, алгоритм может генерировать задания на расчет реакций опор балки, варьируя типы нагрузок (сосредоточенные, распределенные) и геометрию конструкции (длина, форма сечения). Это позволяет преподавателю быстро формировать индивидуальные варианты для контроля знаний.

Современные языковые модели (GPT-4, BERT) позволяют создавать задачи, адаптированные под индивидуальные запросы.

Алгоритм на основе Transformer:

Входные данные: тема (статика балок), уровень сложности (базовый, продвинутый), тип конструкции (двулавровая балка, консоль).

Выходные данные: уникальная задача с вариантами нагрузок (сосредоточенная сила $F = 150$ Н, момент) и геометрией.

Пример: «*Для стальной балки длиной 2 м, закрепленной шарнирно, определите реакции опор при действии распределенной нагрузки $q = 50$ Н/м*».

Нейросети, обученные на корректных решениях, не только проверяют ответы, но и выявляют типовые ошибки. *Ошибка в знаке момента:* система выделяет неверное направление силы трения в уравнении $\sum MA=0$. *Пропущенные силы:* алгоритм отмечает отсутствие реакции в подвижной опоре.

Современные подходы к управлению качеством образования в аграрных вузах

С помощью искусственного интеллекта можно произвести анализ решений. Интеллектуальные системы, аналогичные Symbolab, проверяют корректность уравнений равновесия, выявляя ошибки в знаках или пропущенные силы. Для обучения критическому мышлению нейросеть сопровождает проверку пояснениями, например: «В уравнении моментов относительно точки А не учтена сила трения» [1].

Немаловажным аспектом в освоении общетехнических дисциплин является визуализация процесса и симуляция движения тел. Нейросетевые модели, обученные на данных экспериментальной механики, предсказывают траектории движения в нестандартных условиях (например, с переменным коэффициентом трения). Студенты могут изменять параметры в реальном времени, наблюдая за поведением системы.

Модели, обученные на данных уравнений Лагранжа и Гамильтона, предсказывают траектории в нестандартных условиях:

Пример: движение тела с переменной массой (ракета) в поле Кориолиса.

Визуализация: интерактивный график $y(t)$, $v(t)$, $a(t)$ с возможностью изменения параметров (угол запуска, коэффициент сопротивления).

В дисциплине «Сопротивление материалов» важна оптимизация расчетов методом конечных элементов, который представляет численный метод решения дифференциальных уравнений с частными производными, а также интегральных уравнений, возникающих при решении задач сопротивления материалов. Нейросети ускоряют анализ напряжений в сложных конструкциях. Алгоритмы на базе архитектуры U-Net визуализируют эпюры напряжений по упрощенным исходным данным (нагрузки, свойства материала), что упрощает обучение работе с ANSYS [2]. Архитектуры типа U-Net и ResNet оптимизируют предобработку данных для ANSYS.

Задача: анализ напряжений в сварной раме трактора.

Действия нейросети: 1. Упрощение геометрии (редукция узлов сетки на

30 % без потери точности).

2. Предсказание зон с максимальными напряжениями ($\sigma_{max} \geq \sigma_{yeld}$).

Результат: сокращение времени расчета с 2 часов до 15 минут [2].

Большую помощь оказывает умение генерации 3D-моделей для визуализации полной картины задач сопротивления материалов. По текстовому описанию («двуутавровая балка с шарнирной опорой») нейросеть формирует 3D-модель в формате STEP или IGES для импорта в CAD-системы. Это сокращает время на подготовку к лабораторным работам.

Нейросети на базе GPT-4 и GAN создают CAD-модели:

Вход: дутавр № 20, длина 3 м, шарнирное закрепление по краям.

Выход: файл STEP с параметризованной моделью для SolidWorks.

Главной задачей сопротивления материалов является процесс прогнозирования разрушения конструкций любого типа. Платформы типа DeepMaterial используют нейросети, обученные на данных испытаний материалов, для предсказания критических нагрузок. Студенты изучают зависимость предела текучести от микроструктуры стали, анализируя выводы искусственного интеллекта.

В теории механизмов и машин первоначальным этапом является синтез механизмов [3, 4]. Генетические алгоритмы в сочетании с нейросетями оптимизируют параметры кулачковых механизмов (например, подбирают профиль кулачка, минимизирующий вибрации, исходя из требуемого закона движения выходного звена).

Задача: синтез кулачкового механизма с минимальными ускорениями.

Шаги: 1. Генерация популяции профилей кулачков.

2. Оценка кинематических характеристик с помощью нейросети.

3. Отбор и мутация лучших решений.

Результат: снижение пиковых ускорений на 20 % [3].

Современные подходы к управлению качеством образования в аграрных вузах

При анализе кинематических схем используются системы на базе компьютерного зрения (YOLO, ResNet), которые классифицируют тип механизма по загруженной схеме, определяя степень подвижности. Это помогает студентам быстрее освоить методы структурного анализа.

Нейросети, обученные на данных вибродиагностики, помогают в разделе диагностики износа деталей. Они моделируют износ шестерен и прогнозируют остаточный ресурс. Такие задачи интегрируются в курсы по надежности машин. Нейросети, обученные на спектрах вибрации, предсказывают остаточный ресурс подшипников.

В дисциплине «Детали машин и основы конструирования» можно использовать чат-боты для подбора элементов. ИИ-ассистенты, интегрированные с базами стандартов, помогают студентам выбирать подшипники или ремни по заданным нагрузкам. Например, бот запрашивает частоту вращения и радиальную нагрузку, после чего рекомендует типоразмер.

Пример диалога с ИИ-ассистентом:

Студент: «Подобрать шарикоподшипник для $Fr = 5\text{kH}$, $n = 1\ 500 \text{ об/мин}$ ».

Бот: 1. Рассчитывает эквивалентную нагрузку $P = XFr + YFa$.

2. Рекомендует подшипник 306 в соответствии с требованиями действующего государственного стандарта с запасом долговечности: $C/P = 12C/P = 12$.

Новинкой в проектировании является оптимизация конструкций с помощью GAN. Генеративно-состязательные сети создают варианты корпусов редукторов, удовлетворяющих требованиям по массе и жесткости. Студенты сравнивают предложенные решения искусственного интеллекта с традиционными подходами. Генеративно-состязательные сети создают альтернативные варианты корпусов:

Условия: масса $\leq 10 \text{ кг}$; допустимое напряжение $\leq 80\text{МПа}$.

Результат: 3D-модели с топологической оптимизацией (решетчатые структуры).

Для преподавателя в современных условиях дефицита времени является его экономия, которую можно создать с помощью нейросетей. Проверка курсовых проектов, в частности чертежей, – процесс трудоемкий, отнимающий большое количество времени. Его можно оптимизировать за счет использования ресурсов искусственного интеллекта. Нейросети анализируют студенческие чертежи, выявляя ошибки в размерах (например, отсутствие допусков на отверстия). Инструменты типа Autodesk Generative Design служат основой для таких систем [5].

При дефиците материально-технического оснащения лабораторий широко используются виртуальные лабораторные работы. Симуляторы на базе искусственного интеллекта позволяют изменять параметры гидроцилиндров (диаметр поршня, давление) и наблюдать за результатами в реальном времени, заменяя дорогостоящие экспериментальные стенды; изучать сложное строение редуктора, проектировать приводы.

Заключение. Применение нейросетей в общетехнических дисциплинах повышает эффективность обучения за счет автоматизации рутины и персонализации. Однако их внедрение требует методической переработки курсов: сочетания инструментов искусственного интеллекта с классическими методами расчета [6].

Дальнейшие исследования должны быть направлены на разработку открытых нейросетевых моделей, адаптированных для образовательных задач. Важно воспринимать нейросети правильно: они не заменяют профессиональные инструменты, но подготавливают данные для них.

Важным аспектом является обучение студентов критически оценивать выводы искусственного интеллекта, особенно в нелинейных задачах (например, прогноз разрушения при сложном нагружении). и четко проверять информацию из нейросетей.

Список источников

1. Zhang Y. AI-enhanced Engineering Education. Springer, 2021.
2. Kumar A. Neural networks in finite element analysis. CRC Press, 2022.
3. Chen J. Deep learning for mechanical engineering design. IEEE Access, 2020.
4. Кузнецов А. А. Применение нейросетей в проектировании механизмов // Информатика и образование. 2022. № 8. С. 32–40.
5. Autodesk. Generative Design in Mechanical Engineering, 2023.
6. Иванов А. В., Петров С. К. Искусственный интеллект в инженерном образовании: методы и технологии. М. : Техносфера, 2020. 254 с.

References

1. Zhang Y. AI-enhanced Engineering Education, Springer, 2021.
2. Kumar A. Neural networks in finite element analysis, CRC Press, 2022.
3. Chen J. Deep learning for mechanical engineering design, IEEE Access, 2020.
4. Kuznetsov A. A. Application of neural networks in the design of mechanisms. *Informatika i obrazovanie*, 2022;8:32–40 (in Russ.).
5. Autodesk, Generative Design in Mechanical Engineering, 2023.
6. Ivanov A. V., Petrov S. K. *Artificial intelligence in engineering education: methods and technologies*, Moscow, Tekhnosfera, 2020, 254 p. (in Russ.).

© Шарипова Т. В., Худовец В. И., Мунгалов В. А., Соколов Д. С., 2025

Статья поступила в редакцию 03.04.2025; одобрена после рецензирования 22.04.2025; принята к публикации 18.07.2025.

The article was submitted 03.04.2025; approved after reviewing 22.04.2025; accepted for publication 18.07.2025.