

# ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ОЦЕНКИ СВОЙСТВ МАТЕРИАЛОВ ПО РЕЗУЛЬТАТАМ КОСВЕННЫХ ИЗМЕРЕНИЙ

**Будкин Ю.В.**, д-р техн. наук, ФГБУ «Институт стандартизации», профессор РУТ (МИИТ)

**Сергеичев И.В.**, канд. техн. наук, доцент

**Карамов Р.И.**, Сколковский институт науки и технологий

*Одной из основных целей в области проектирования новых композиционных материалов является прогнозирование их надежности и долговечности. Известные способы прогнозирования свойств материалов взаимосвязаны с состоянием внутренней структуры материала, что является ресурсоемкой задачей. Вместе с тем, в отличие от традиционного метода проб и ошибок, растущие требования к высокопроизводительным продуктам и экологической безопасности требуют изготовления «с первого раза» изделий наукоемкой техники.*

*Исследованы модели машинного обучения для проведения косвенных измерений свойств материалов с использованием систем искусственного интеллекта. Разработаны предложения к сбору и обработке данных, а также к моделям машинного обучения, необходимым для повышения точности оценки свойств материалов при измерении физико-механических свойств неметаллических материалов. Результат исследований может быть использован для разработки стандартов по применению искусственного интеллекта в средствах измерений.*

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, искусственный интеллект в средствах измерения, стандарты искусственного интеллекта, материаловедение, трещиностойкость.

## АКТУАЛЬНОСТЬ ИССЛЕДОВАНИЙ

21 век стал свидетелем быстрого сближения производственных технологий, информатики и информационных технологий. Это привело к появлению парадигмы 4.0. Известные до сих пор разработки в области металлургии и материаловедения в значительной степени обусловлены применением фундаментальных знаний посредством экспериментов и накопленного опыта. Однако растущие требования к высокопроизводительным продуктам и экологической безопасности требуют производства «с первого раза» в отличие от традиционного метода проб и оши-

бок [1]. В этом контексте априорные возможности прогнозирования и оптимизации параметров материалов, процесса и продукта становятся благоприятным фактором. В последнее время исследования в области материаловедения все больше затрудняют вычислительные методы при разработке экзотических материалов с большей надежностью и точностью [2].

Прогнозирование механических свойств является одной из основных целей в области проектирования новых композиционных материалов. В настоящее время применяют способы прогнозирования свойств материалов с исполь-

зованием моделирования на основе информации о внутренней структуре материала: молекулярной динамики, методов конечных элементов и других областей знаний.

Данные способы имеют некоторые ограничения вследствие того, что получение полной и достоверной информации о корреляции механических свойств материала с его структурой является ресурсоемкой, а иногда и неосуществимой задачей [3].

Как пример, для экспериментального определения трещиностойкости пултрузионного композиционного материала по ГОСТ Р 56815, ГОСТ 3368, ГОСТ Р 56740–2015 необходимо выполнить большое количество механических испытаний и математических расчетов для оценки разрушения через расслоение применительно к анализу стойкости, а также для анализа долговечности изделия. В случае испытания материалов с высокими значениями межслойной вязкости разрушения необходимо ограничивать выбор образцов и вводить поправочные коэффициенты для измерения прогиба. Это объясняется существенной зависимостью применения метода испытаний от структурного состояния материала. Также на результаты экспериментального анализа трещиностойкости материала может влиять человеческий фактор оператора вследствие сложности проведения механических испытаний и данных механических испытаний, что приводит к большим итоговым погрешностям измеряемого значения.

Существуют стандартные методы испытаний пултрузионных полимерных композитов по ГОСТ Р 57921–2017 на растяжение, сжатие, изгиб, сдвиг в плоскости армирования и ударную прочность при изгибе. Физико-механические свойства, полученные в результате стандартных испытаний, могут быть использованы для «косвенного» прогнозирования стойкости и долговечности изделия без дополнительных исследований внутренней структуры материала с использованием машинного обучения (МО). Стандартные методы измерений обладают простой методикой и оборудованием по сравнению с экспериментальными методами определения трещиностойкости.

### ЗАДАЧИ И РЕЗУЛЬТАТ ИССЛЕДОВАНИЙ

С целью анализа данных и алгоритмов МО, необходимых для повышения точности оценки свойств материалов по результатам косвенных измерений определены следующие задачи (рис. 1):

1. Сбор и подготовка набора данных по результатам косвенных измерений.
2. Выбор и обучение модели машинного обучения.
3. Применение машинного обучения для повышения точности оценки свойств материалов.

По задаче 1 изготовлен 50-метровый пултрузионный профиль, армированный однонаправленными стеклянными волокнами (рис. 2).



Рис. 1. Применение методов машинного обучения для повышения точности оценки свойств материалов по результатам косвенных измерений

Схема раскроя пултрузионной плиты для сбора данных для предсказания трещиностойкости:  
30 стандартных образцов и 3 образца на трещиностойкость

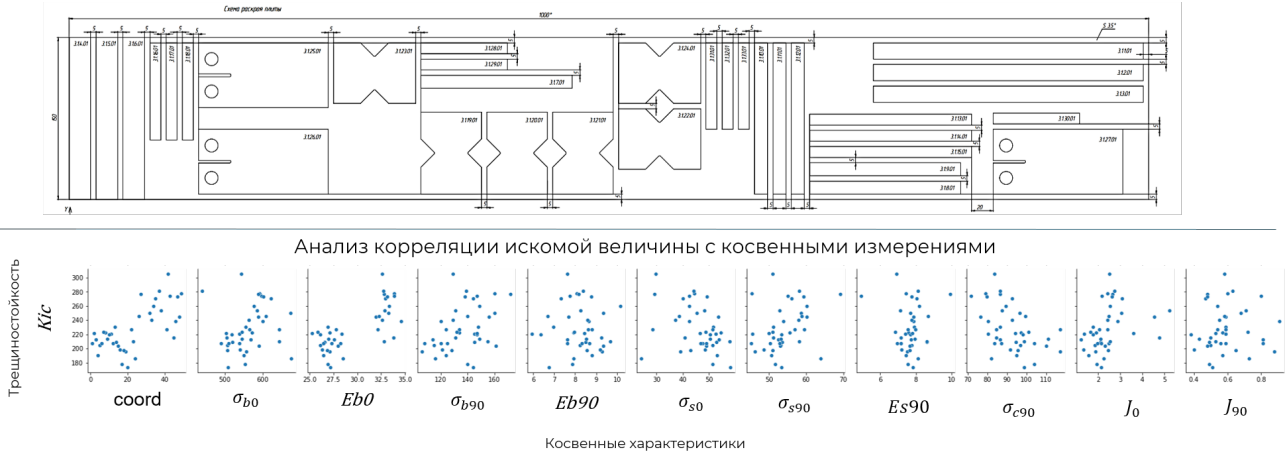


Рис. 2. Сбор и подготовка данных для машинного обучения

Из каждого метра профиля были вырезаны тридцать образцов для стандартных механических испытаний и три образца для испытаний на трещиностойкость. Были проведены стандартные механические испытания на растяжение, сжатие, изгиб, сдвиг в плоскости армирования, ударную прочность при изгибе, а также отдельно проведены испытания на трещиностойкость. Получен набор данных, состоящий из 50 комплектов данных, суммарно включающий 900 расчетных значений механических характеристик пултрузионного композиционного материала.

По задаче 2 были выбраны и протестированы три модели контролируемого МО: искусственные нейронные сети, метод случайного леса и метод обобщенного повышения градиента (XGBoost) для прогнозирования трещиностойкости пултрузионных полимерных композитов по результатам стандартных испытаний (рис. 3).

По задаче 3 получены результаты прогнозирования искомой величины, изучена корреляция между полученными механическими свойствами. Проведен анализ эффективности алгоритмов машинного обучения для предсказания трещиностойкости (рис. 4).

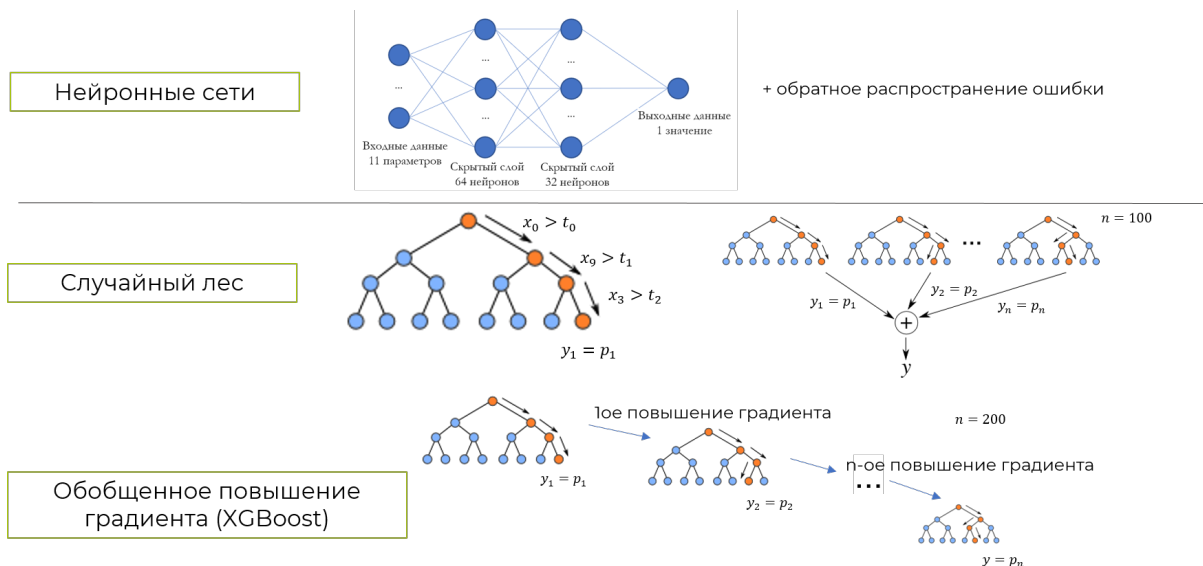


Рис. 3. Выбор и обучение модели машинного обучения

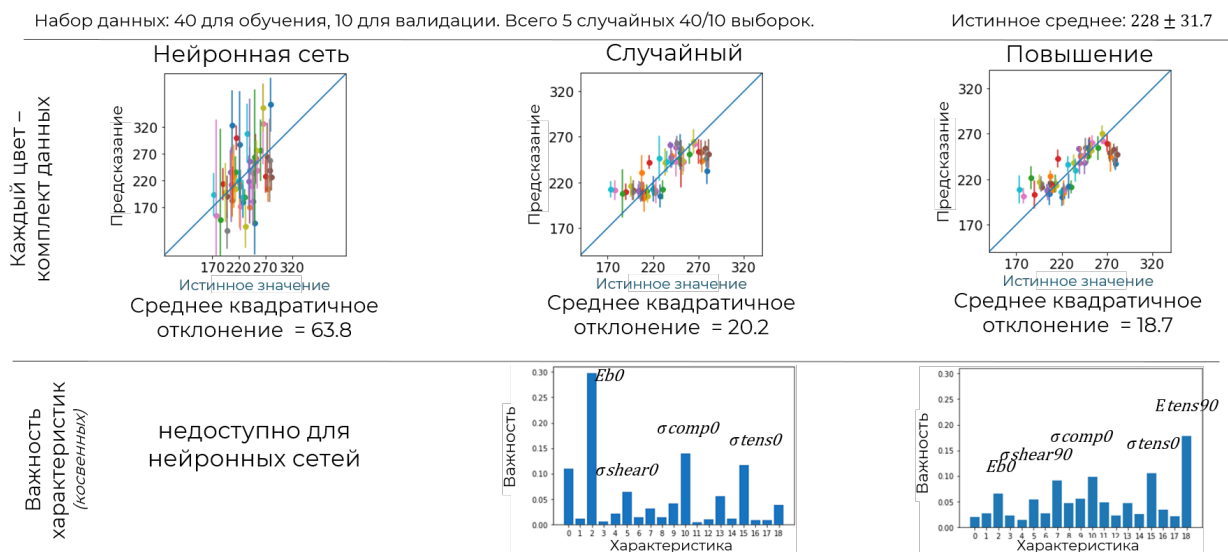


Рис. 4. Применение моделей машинного обучения для повышения точности оценки свойств материалов

## ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ИССЛЕДОВАНИЙ

Анализ важности характеристик МО показал, что трещиностойкость имеет самую высокую корреляцию с продольным изгибом и поперечным растяжением и значительную корреляцию с продольным модулем сжатия и продольной прочностью на растяжение. Алгоритмы на основе методов случайного леса и обобщённого повышения градиента (XGBoost) продемонстрировали наилучшую точность прогнозирования коэффициента вязкости разрушения, при этом значение среднеквадратичной ошибки между прогнозируемым и фактическим значением составляет менее 10% от среднего значения, обеспечивая прогноз в пределах погрешности эксперимента. В результате статистического анализа было выявлено, что метод повышения градиента обеспечивает достаточную полноту и достоверность предсказанных результатов и может быть использован для последующих работ. Прогноз трещиностойкости с помощью метода нейронных сетей считался статистически неудовлетворительным из-за небольшого количества данных, используемой для значительного числа обучаемых параметров нейронной сети, которые необходимо было оптимизировать во время обучения. Однако, как указывается в литературе, при большем количестве данных методы нейронных сетей, использующие нейронные сети, могут

показать более высокую точность предсказания по сравнению с методами неглубокого обучения (случайный лес, обобщенное повышение градиента).

## ВЫВОДЫ

Обученные модели машинного обучения демонстрируют потенциал для определения того, какие косвенные механические свойства коррелируют с трещиностойкостью материала. Наилучшие значения характерны для модулей модуля изгиба и растяжения. Также наблюдается хорошая корреляция с трещиностойкостью с модулями упругости при сжатии и с прочностью при растяжении.

Целесообразно разработать общие требования к сбору и обработке данных, а также к моделям машинного обучения, необходимым для повышения точности оценки свойств материалов по результатам косвенных измерений.

Стандарты, задающие требования к данным и моделям МО, используемым при измерении физико-механических свойств неметаллических материалов, будут востребованы при разработке изделий новой техники в области автодорожной инфраструктуры, контейнерных грузоперевозок, сервисного оборудования транспортного машиностроения.

### Список использованных источников и литературы

1. Гарбук С.В. Метод оценки влияния параметров стандартизации на эффективность создания и применения систем искусственного интеллекта // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2022. № 3 (67). С. 4–14.
2. Prediction of Fracture Toughness of Pultruded Composites Based on Supervised Machine Learning Radmir Karamov, Iskander Akhatov and Ivan V. Sergeichev, *Polymers* 2022, 14, 3619.
3. Будкин Ю.В., Соколов Ю.А., Фролов В.А. Алгоритмы искусственного интеллекта в естественных и искусственных источниках излучения. Часть 2. Излучение высококонцентрированными источниками нагрева // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2022. № 5 (69). С. 27–34.

# APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS TO IMPROVE THE ACCURACY OF ASSESSING THE PROPERTIES OF MATERIALS BASED ON THE RESULTS OF INDIRECT MEASUREMENTS

**Budkin Yu.V.**, Doctor of Engineering Sciences, Russian Standardization Institute, Professor of RUT (MIIT)

**Sergeichev I.V.**, Ph.D., Associate Professor

**Karamov R.I.**, Skolkovo Institute of Science and Technology

*One of the main goals in the design of new composite materials is to predict their reliability and durability. Known methods for predicting the properties of materials are interconnected with the state of the internal structure of the material, which is a resource-intensive task. At the same time, in contrast to the traditional trial and error method, the growing demands for high-performance products and environmental safety require the production of high-tech products «right first time». Machine learning models for indirect measurements of material properties using artificial intelligence systems have been explored.*

*Proposals have been developed for data collection and processing, as well as for machine learning models necessary to improve the accuracy of assessing material properties when measuring the physical and mechanical properties of non-metallic materials. The research result can be used to develop standards for the use of artificial intelligence in measuring instruments.*

**Keywords:** artificial intelligence, artificial intelligence in measuring instruments, artificial intelligence standards, materials science, crack resistance.

## References

1. Garbuk S.V. Method for assessing the influence of standardization parameters on the efficiency of creating and using artificial intelligence systems // Information and economic aspects of standardization and technical regulation. 2022. No. 3 (67), pp. 4–14.
2. Prediction of Fracture Toughness of Pultruded Composites Based on Supervised Machine Learning Radmir Karamov, Iskander Akhatov and Ivan V. Sergeichev, Polymers 2022, 14, 3619.
3. Budkin Yu.V., Sokolov Yu.A., Frolov V.A. Artificial intelligence algorithms in natural and artificial radiation sources. Part 2. Radiation from highly concentrated heating sources // Information and economic aspects of standardization and technical regulation. 2022. No. 5 (69), pp. 27–34.