DOI: 10.24892/RIJIE/20260309

Применение искусственных нейронных сетей и метода конечных элементов для прогнозирования остаточных напряжений в проволоке после волочения*

Радионова Л.В., Громов Д.В., Лисовская Т.А.
Московский политехнический университет
г. Москва, Российская Федерация
radionovalv@rambler.ru

Сидоренко М.А.
Белорусский государственный технологический университет
г. Минск, Республика Беларусь
sidorenkom121@gmail.com

Аннотация. **В работе приведено описание нейросетевой модели для прогнозирования остаточных напряжений в проволоке, построенной на базе исходных данных – результатов компьютерного моделирования методом конечных элементов напряженно-деформированного состояния проволоки при волочении с варьированием технологических параметров, а именно рабочего угла волоки, обжатия, скорости волочения, коэффициента трения, диаметра проволоки и содержания углерода в стали, как косвенного показателя прочностных и пластических свойств материала.**

Ключевые слова: **искусственная нейронная сеть, метод конечных элементов, остаточные напряжения, воло-чение, стальная проволока.**

Остаточные напряжения, причиной которых является неравномерная деформация в процессах обработки металлов давлением и температурная неравномерность, обусловленная контактным трением и деформационным разогревом при волочении, оказывают существенное влияние на эксплуатационные свойства проволоки. Величина и тип остаточных напряжений оказывает влияние на механические свойства, износостойкость и коррозионную стойкость металлопродукции. Вопросам формирования остаточных напряжений при волочении проволоки было уделено внимание еще такими основоположниками процесса волочения, как Красильниковым Л.А., Перлиным И.Л. и Ерманок М.З. Проводимые ранее исследования установили, что на величину и характер распределения остаточных напряжений по поперечному сечению стальной проволоки оказывают влияние: подготовка поверхности металла к волочению; величина суммарного обжатия; угол рабочей зоны волоки; со-держание углерода в стали; величина единичных обжатий при постоянном суммарном обжатии; способ термической обработки и конструктивные особенности оборудования [1]. Однако стоит отметить, что технологии волочения и оборудование, применяемое для их реализации со временем существенно изменились. В настоящее время для подготовки микроструктуры катанки к волочению активно используется тепло прокатного нагрева, т.е. на смену патентированию в свинцовых ваннах пришла сорбитизация с прокатного нагрева. Активно ведутся работы по изучению возможностей применения индукционного нагрева для промежуточной термической обработки проволоки-заготовки. Химическое травление заготовки все чаще заменяется на удаление окалины механическим способом. Массово применяемые в прошлом столетии станы магазинного типа вытесняются станами прямоточного типа скорость волочения на которых достигает 40 м/с [2]. По результатам многочисленных исследований, касающихся геометрии монолитных волок, рабочие углы также существенно изменились по отношению к раннее используемым в практике волочения. При производстве проволоки для металлокорда в последние десятилетия заметно увеличилось применение стали с повышенным углеродом, сейчас допустимо и распространено содержание до 0,85…0,90 % С. Технологические смазки и подсмазочные покрытия также претерпели существенные изменения, поскольку высокие скорости волочения требуют их стойкости при повышенных температурах.

Технический прогресс коснулся не только волочильного оборудования и технологий, но внес существенные изменения в исследовательские инструменты и методики. Появление специализированных программ для моделирования процессов обработки металлов давлением, в основе которых лежит метод конечных элементов, позволяет исследовать влияние технологических параметров процесса волочения на напряженно-деформированное состояние проволоки и определять остаточные напряжения в ней после волочения. В то же время применение метода конечных элементов помимо преимуществ имеет и ряд проблем. Проведение комплексных числовых экспериментов с применением компьютерного моделирования требует больших временных ресурсов и навыков работы со специализированными программными продуктами, такими как QForm, DEFORM-3D, ABAQUS и другие.

В последние десятилетия активно развивается прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях. Искусственные нейронные сети (ИНС) применяются повсеместно: от распознавания речи и образов до прогнозирования финансовых рынков, медицинской диагностики и управления беспилотными системами. В машиностроении и металлургии ИНС также нашли широкое применение [3-5]. С их помощью контролируется качество продукции, оптимизируются технологические процессы, осуществляется мониторинг состояния оборудования. Современные методы машинного обучения,

* Статья публикуется по рекомендации программного комитета Всероссийской научно-практической конференции Индустрия 4.0", https://smartindustrycon.ru

к которым относится ИНС, предоставляют возможность моделировать нелинейные зависимости на основе экспериментальных данных, что особенно важно для высокоточных прогнозных расчётов при оптимизации технологических режимов.

В настоящей работе была сделана попытка применить искусственную нейронную сеть для прогнозирования остаточных напряжений в проволоке после волочения с учетом технологических параметров процесса. В качестве исходных данных при разработке нейросетевой модели использовались результаты компьютерного моделирования на базе метода конечных элементов напряженно-деформированного состояния проволоки при волочении с варьированием рабочего угла волоки, обжатия, скорости волочения, коэффициента трения, диаметра проволоки и содержания углерода в стали, как косвенного показателя прочностных и пластических свойств материала.

Для построения прогнозной модели была использована многозадачная нейронная сеть на основе полносвязной архитектуры (Multilayer Perceptron, MLP), способная одновременно моделировать все три направления напряжённого состояния. В качестве исходных данных использовались данные, полученные в результате компьютерного моделирования методом конечных элементов в программном комплексе DEFORM. В выборке содержится 150 наблюдений, каждое из которых включает: d_0 – исходный диаметр заготовки; ε – степень деформации; α – рабочий угол волоки; $V_{вол}$ – скорость волочения; C – содержание углерода в стали. Кроме того, в качестве исходных данных использовались значения компонент напряжённого состояния на предыдущем этапе деформации $\sigma_{R\,prev}, \sigma_{Z\,prev}, \theta_{prev}$. Выходными параметрами модели были радиальная σ_{Ri}, осевая σ_{Zi} и тангенциальная θ_i компоненты напряжений в точках, расположенных по удаленности от центра проволоки к ее поверхности.

Анализ влияния технологических параметров процесса, проводился на проволоке-заготовке диаметром d_0 = 4,0; 3,5; 2,0; 1,2 мм из стали с содержанием углерода C = 0,15; 0,43; 0,45; 0,6; 0,7 %. При проведении численных (вычислительных) экспериментов заготовка протягивалась через монолитные волоки с рабочим полууглом α = 3; 4; 5; 6; 7 и 8° при коэффициенте трения f = 0,01; 0,05 и 0,10 (закон Кулона). Обжатие (единичное)

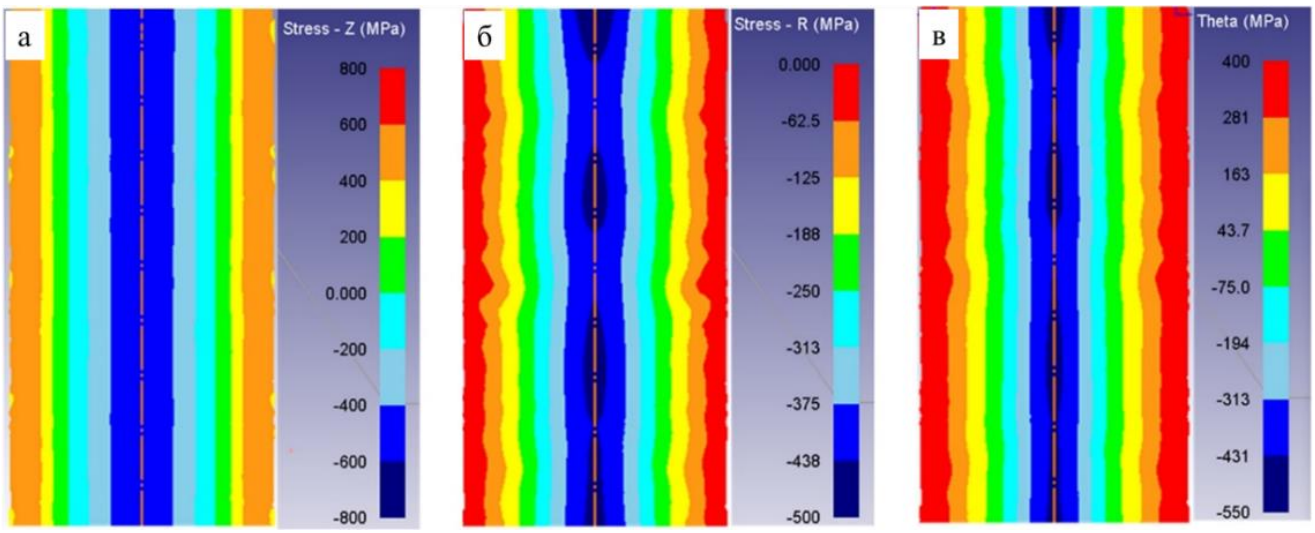
$$\varepsilon = 2\,ln\left(\frac{d_0}{d_к}\right) = 0{,}05;\ 0{,}1;\ 0{,}2;\ 0{,}3;\ 0{,}4.$$

Скорость волочения $V_{вол}$ варьировалась в диапазоне от 0,1 до 30 м/с. Начальная температура волочения $t_{нач}$ = 20°.

После снятия нагрузки определяли осевые, радиальные и тангенциальные остаточные напряжения (рис. 1). Осевые напряжения (σ_Z) действуют вдоль оси материала, радиальные (σ_R) – перпендикулярно поверхности, а тангенциальные или касательные (θ) – вдоль окружности поперечного сечения (рис. 2).

Результаты компьютерного моделирования остаточных напряжений в зависимости от технологических параметров волочения подробно изложены и проанализированы нами в работах [6-9]. Учитывая большой объем полученных результатов, в данной статье мы приведем наиболее значимые и интересные результаты исследования влияния технологических параметров процесса волочения на формирование остаточных напряжений в проволоке (рис. 3).

Разработанная архитектура нейронной сети (рис. 4) реализует принцип многозадачного обучения (multi-output regression), при котором одна модель одновременно прогнозирует несколько взаимосвязанных выходных параметров. Архитектура модели представляет собой многослойный персептрон (MLP) – полностью связную нейронную сеть, включающую входной слой, несколько скрытых слоёв с нелинейными функциями активации и выходной слой, формирующий трёхмерный вектор откликов. Каждый скрытый слой выполняет последовательное преобразование входных данных, извлекая всё более сложные закономерности, а использование нелинейной функции активации ReLU (Rectified Linear Unit) обеспечивает способность сети моделировать нелинейные зависимости между



а *б* *в*

Рис. 1. Напряжения (остаточные) после разгрузки переднего конца проволоки:
а – осевые; *б* – радиальные; *в* – тангенциальные

параметрами процесса и напряжениями. Нейронная сеть обучается не только аппроксимировать отдельные зависимости, но и выявлять внутреннюю структуру корреляций между направлениями напряжений.

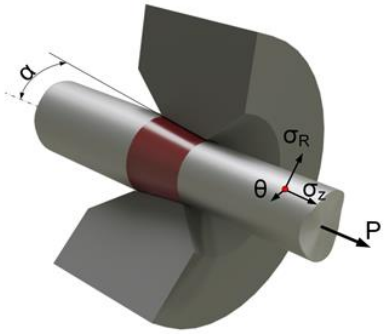


Рис. 2. Остаточные напряжения в проволоке после волочения

Первичные экспериментальные данные зачастую содержат скрытые взаимосвязи между параметрами, которые не отражаются напрямую в исходных признаках. Формирование дополнительных признаков позволяет выявить нелинейные зависимости и улучшить репрезентацию исследуемого процесса. Для получения прогностической модели на основе нейронных сетей с высоким качеством предсказания были подготовлены следующие данные для ее обучения.

Для повышения информативности входного пространства были дополнительно сформированы признаки, отражающие физически значимые взаимосвязи между исходными параметрами:

$$\varepsilon \times \alpha;\ V_{вол} \times \alpha;\ \log(d_0);$$

$$\theta_{prev} = \sqrt{\sigma_{R\,prev}^2 + \sigma_{Z\,prev}^2};\ \frac{d_0}{\varepsilon}.$$

Формирование дополнительных признаков позволило улучшить аппроксимацию взаимосвязей между входными параметрами и откликами системы, что, в свою очередь, повысило устойчивость и обобщающую способность многозадачной нейронной сети при моделировании процессов волочения проволоки.

В совокупности используется 8 входных признаков. Входной слой принимает нормализованные значения параметров процесса волочения. Первый скрытый слой (128 нейронов) выполняет линейное преобразование с последующей нелинейной активацией ReLU, извлекая комплексные зависимости между параметрами. Второй скрытый слой (64 нейрона) уточняет внутренние представления и выявляет взаимодействия между признаками более высокого уровня. Выходной слой (3 нейрона) формирует трёхмерный вектор выходных значений $Y = [\sigma\hat{R}, \sigma\hat{Z}, \hat{\theta}]$, отражающий прогнозируемые компоненты напряженного состояния.

Для улучшения обобщающей способности модели применено стохастическое расширение данных каждая запись копируется с добавлением гауссовского шума (амплитуда 1–2%) в координаты σ*R*, σ*Z*, θ. Таким образом, объём выборки увеличен втрое (до 450 наблюдений). Все параметры стандартизированы при помощи StandardScaler.

Для обучения используется совокупная функция потерь (среднеквадратичная ошибка, *Mean Squared Error*), вычис-

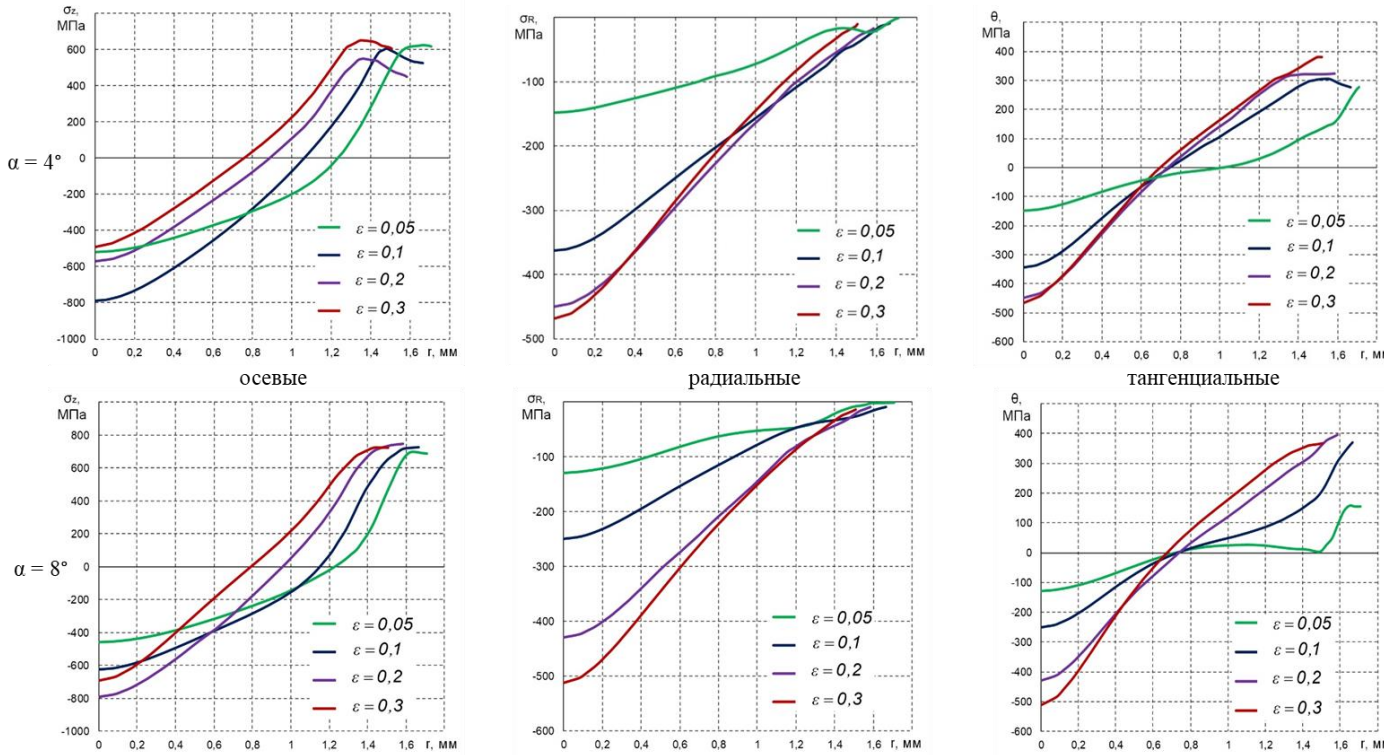


Рис. 3. Остаточные напряжения в проволоке после волочения:
d_0 = 3,5 мм; сталь марки 10 (AISI 1015); коэффициент трения f = 0,05; скорость волочения $V_{вол}$ = 0,1 м/с

ляемая одновременно по всем выходам. Это позволяет модели оптимизировать общую точность предсказания, а не только отдельных ее компонент.

Преимуществами данной архитектуры являются совместное обучение всех выходов, что повышает согласованность прогнозов и улучшает физическую интерпретацию результатов; снижение вычислительных затрат, поскольку одна нейросеть заменяет несколько независимых моделей; улучшенная обобщающая способность, обусловленная обменом информации между подзадачами и наконец физическая согласованность результатов, поскольку модель учитывает взаимное влияние компонент напряжённого состояния в рамках единого представления.

Результаты оценки адекватности, разработанной нейросетевой модели показаны на рис. 5. Как видно из графиков качество предсказаний разработанной нейросетевой модели по сравнению с результатами компьютерного моделирования в специализированном программном комплексе DEFORM очень близкое. При дальнейшем обучении нейронной сети качество предсказаний будет повышаться.

Обучение нейронной сети выполнялось методом обратного распространения ошибки (backpropagation) с использованием оптимизатора Adam. В качестве функции потерь применялась среднеквадратичная ошибка (MSE), вычисляемая по всем выходным координатам одновременно. Для предотвращения переобучения использовались L2-регуляризация весов, стохастическое выключение нейронов (Dropout), батч-нормализация (Batch Normalization), а также ранняя остановка (EarlyStopping) по валидационной ошибке. Оценка качества проводилась по 5-кратной кросс-валидации KFold (табл.).

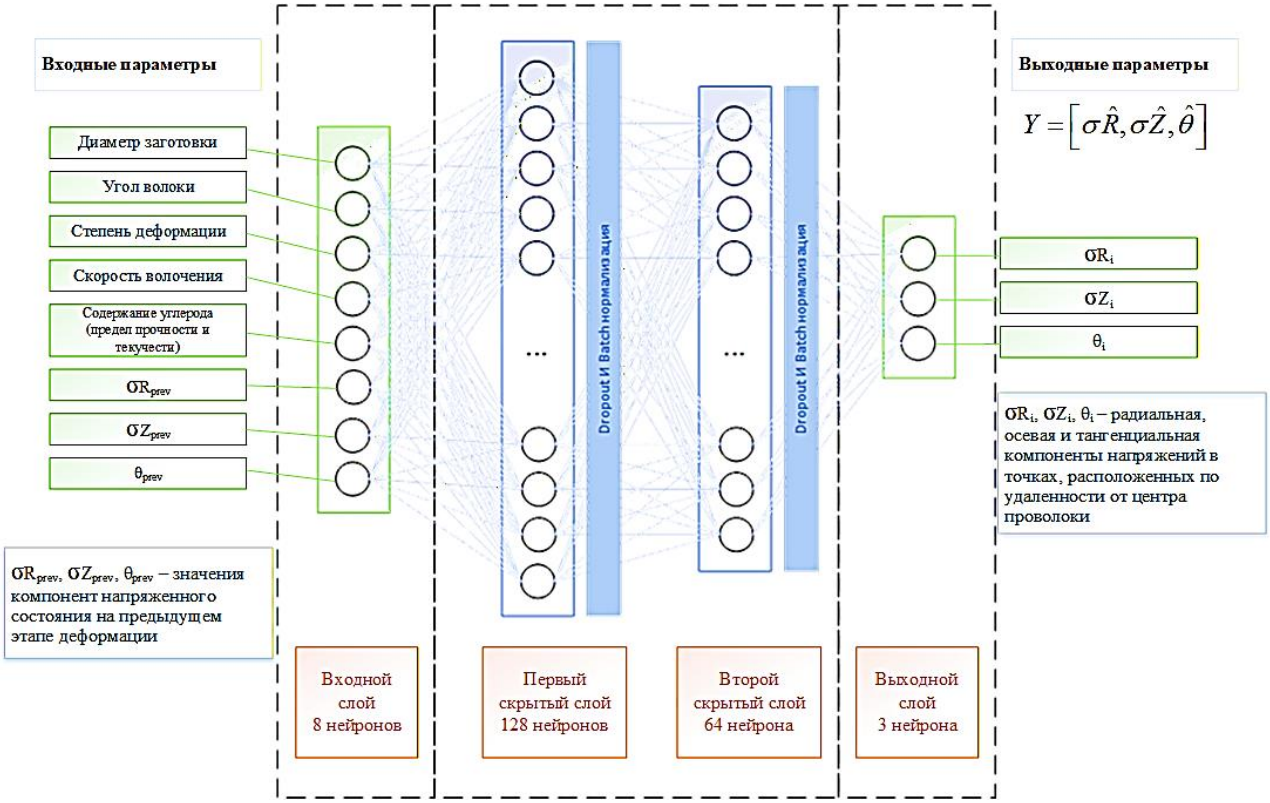


Рис. 4. Архитектура нейросетевой модели прогнозирования остаточных напряжений в проволоке после волочения

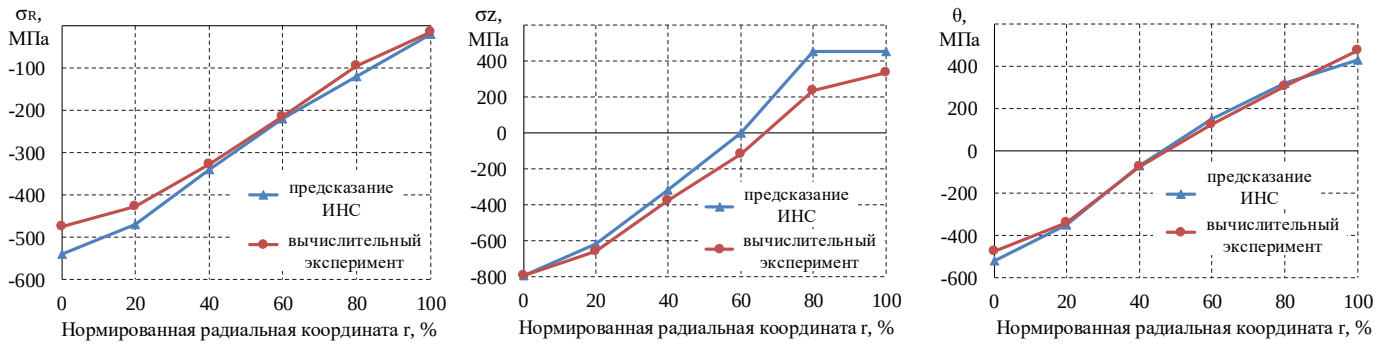


Рис. 5. Оценка адекватности нейросетевой модели прогнозирования остаточных напряжений в проволоке после волочения

Таблица

Средние значения ошибок предсказания по группам выходных параметров (5-кратная кросс-валидация)

Параметр	Средняя абсолютная ошибка Δ (MAE), МПа	Корень из среднеквадратичной ошибки S (RMSE), МПа
Радиальная составляющая σ_{Ri}	19,6	27,1
Осевая составляющая σ_{Zi}	56,4	76,8
Тангенциальная составляющая θ_i	16,1	22,9
Среднее по всем выходам	30,9	42,3

Наибольшая ошибка наблюдается для осевой составляющей σ_{Zi}, что связано с более выраженной нелинейностью и чувствительностью осевой составляющей напряжений к режимным параметрам процесса. В целом значения корня из среднеквадратичной ошибки S (RMSE) находятся в пределах, обеспечивающих практическую применимость модели для технологической оценки.

Для применения специалистами волочильного производства искусственной нейронной сети для прогнозирования остаточных напряжений в проволоке после волочения в зависимости от технологических параметров процесса был составлен простой и удобный интерфейс (рис. 6).

В качестве исходных данных вводятся технологические параметры: d_0, ε, α, $V_{вол}$, $\sigma_{R\,prev}$, $\sigma_{Z\,prev}$, θ_{prev}, а выходными параметрами нейросетевой модели являются радиальная σ_{Ri}, осевая σ_{Zi} и тангенциальная θ_i компоненты напряжений в точках нормированных координат удаленности от центра проволоки к ее поверхности.

Заключение

На базе результатов вычислительных экспериментов разработана нейросетевая модель для прогнозирования и управления формированием остаточных напряжений. Проверка предсказаний искусственной нейронной сетью значений осевых, радиальных и тангенциальных остаточных напряжений по сечению проволоки в зависимости от технологических параметров волочения, показала адекватность разработанной модели и говорит о целесообразности ее применения при проектировании режимов изготовления проволочной продукции.

Литература

1. Зайдес С.А. Остаточные напряжения и качество калиброванного металла : учебное пособие. – Иркутск: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Иркутский государственный университет", 1992. – 198 с. – ISBN 5-7430-0397-1. – EDN UIDBZR.

2. Радионова Л.В. Волочильные станы для производства проволоки : Учебное пособие. – М.: Московский политехнический университет, 2025. – 100 с. – ISBN 978-5-276-02909-2. – EDN LDLXDZ.

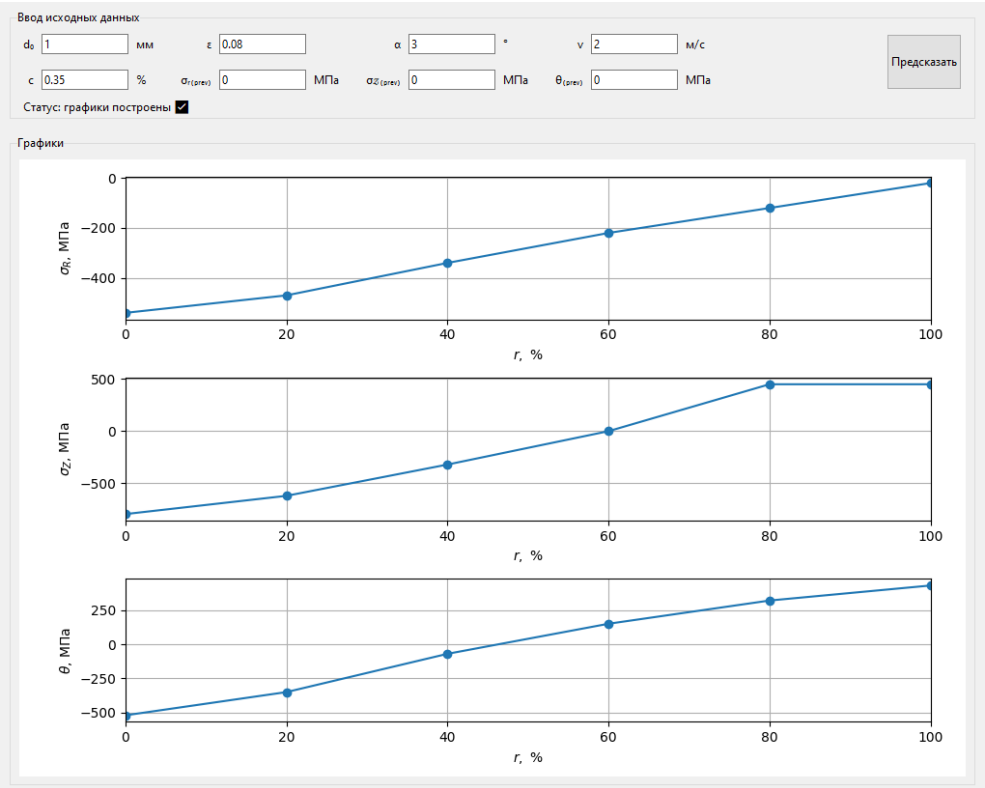


Рис. 6. Интерфейс нейросетевой модели прогнозирования остаточных напряжений в проволоке после волочения

3. Песин А.М. Нейросетевое моделирование процесса прокатки для повышения механических свойств горячекатаной трубной листовой стали. – Магнитогорск: Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова, 2010. – 129 с. – ISBN 978-5-9967-0164-3. – EDN OWCUZZ.

4. Demin D. Application of ML methods to predict residual stresses and strains after wire drawing process / D. Demin, I. Grebenkin // Int J Adv Manuf Technol. – 2024. – Vol. 133. – P. 3461-3473. – DOI: 10.1007/s00170-024-13949-2.

5. Demin D. Forecasting the residual stress components in wires using an artificial neural network / D. Demin, I. Grebenkin, A. Barinov // Int J Adv Manuf Technol. 2025. Vol. 141. P. 1847-1858. – DOI: 10.1007/s00170-025-16757-4.

6. Громов Д.В. Анализ остаточных напряжений в проволоке после волочения в моно-литной волоке / Д.В. Громов, Л.В. Радионова, Л.А. Глебов // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Металлургия. – 2025. – Т. 25, № 3. – С. 48-59. – DOI 10.14529/met250305. – EDN KEEQNZ.

7. Громов Д.В. Влияние содержания углерода в стальной проволоке на остаточные напряжения при монолитном волочении / Д.В. Громов, Л.В. Радионова // Черная металлургия. Бюллетень научно-технической и экономической информации. – 2025. – Т. 81, № 10. – С. 47-55. – DOI: 10.32339/0135-5910-2025-10-47-55. – EDN QXDIGV.

8. Громов Д.В. Исследование влияния скорости волочения проволоки на остаточные напряжения / Д.В. Громов, Л.В. Радионова // Сталь. – 2025. – № 12. – С. 30-34. – EDN PXEKVK.

9. Громов Д.В. Влияние сдвоенных монолитных волок на остаточные напряжения в проволоке после волочения / Д.В. Громов, Л.В. Радионова // Черная металлургия. Бюлле-тень научно-технической и экономической информации. – 2026. – Т. 82, № 2. – С. 30-36.

DOI: 10.24892/RIJIE/20260309

Application of Artificial Neural Networks and Finite Element Method to Predict Residual Stresses in Wire after Drawing

Radionova L.V., Gromov D.V., Lisovskaya T.A.
Moscow Polytechnic University
Moscow, Russian Federation
radionovalv@rambler.ru

Sidarenka M.A.
Belarusian State Technological University,
Minsk, Republic of Belarus
sidorenkom121@gmail.com

Abstract. **This paper describes a neural network model for predicting residual stresses in wire, constructed using initial data – the results of finite element computer modeling of the stress-strain state of wire during drawing with varying process parameters, namely, die angle, reduction, drawing speed, friction coefficient, wire diameter, and carbon content in the steel, as an indirect indicator of the strength and plasticity properties of the material.**

Keywords: **artificial neural network, finite element method, residual stresses, wire drawing, steel wire.**

Библиографическое описание статьи

Радионова Л.В. Применение искусственных нейронных сетей и метода конечных элементов для прогнозирования остаточных напряжений в проволоке после волочения / Л.В. Радионова, Д.В. Громов, Т.А. Лисовская, М.А. Сидоренко // Машиностроение: сетевой электронный научный журнал. – 2026. – Т.13, №3. – С. 54-59. DOI: 10.24892/RIJIE/20260309

Reference to article

Radionova L.V., Gromov D.V., Lisovskaya T.A., Sidarenka M.A. Application of artificial neural networks and finite element method to predict residual stresses in wire after drawing, *Russian Internet Journal of Industrial Engineering*, 2026, vol.13, no.3, pp. 54-59. DOI: 10.24892/RIJIE/20260309