

## Применение нейронных сетей для прогнозирования прочности древесно-минерального композита

С.Н. Долматов<sup>1а</sup>, Т.С. Бабкина<sup>2б</sup>

<sup>1</sup> Сибирский государственный университет науки и технологий им. М.Ф. Решетнёва, пр. «Красноярский рабочий», 31, Красноярск, Россия

<sup>2</sup> Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», ул. Большая Печерская, 25/20, Нижний Новгород, Россия

<sup>а</sup> pipinaskus@mail.ru, <sup>б</sup> tbabkina@mail.ru

<sup>а</sup> <https://orcid.org/0000-0002-9297-3699>, <sup>б</sup> <https://orcid.org/0000-0003-2892-8831>

Статья поступила 16.02.2023, принята 17.02.2023

*Комплексная переработка древесного сырья и отходов является важной задачей, стоящей перед специалистами лесного комплекса. Важно обеспечить получение продукции глубокой переработки, пользующейся устойчивым спросом в успешно функционирующих отраслях промышленности, например, в строительстве. Поэтому достаточно перспективна и актуальна технология получения древесно-минеральных композиционных строительных материалов, изготовленных из низкокачественного древесного сырья. Целью работы является разработка интеллектуальной системы для исследования влияния изменения соотношения отдельных компонентов исходной сырьевой смеси на прочность древесно-минерального композиционного материала (отилкобетона). Такая система может предоставлять информацию прогнозного характера о предполагаемой прочности материала для обеспечения соответствия требуемым показателям для теплоизоляционного или конструкционного материала. При этом возможно решать вопросы обеспечения высоких эксплуатационных показателей и конкурентоспособной цены конечного продукта. В работе были использованы методы искусственных нейронных сетей прямого распространения, а также нейронных сетей с нечетким выводом. В качестве обучающей выборки для нейронных сетей использованы результаты экспериментальных исследований, проведенных авторами ранее. Для практической реализации нейронных сетей была использована программа Matlab. Точность прогноза для полученных нейросетей составила от 67 до 78 %. Для нечеткой нейронной сети точность отображения данных оказалась несколько выше, чем для сети прямого распространения. На контрольной выборке среднее отклонение составило для сетей прямого распространения 12,8 %, для нечеткой нейронной сети — 10,9 %. Данные нейронные сети можно успешно адаптировать для работы с другими древесно-минеральными композитами. Материалы исследования могут быть использованы производителями древесно-минеральных композитов.*

**Ключевые слова:** низкокачественная древесина; древесно-минеральные композиты; прочность материала; нейронная сеть прямого распространения; нейронная сеть нечеткого ввода.

## The use of neural networks to predict the strength of a wood-mineral composite

S.N. Dolmatov<sup>1а</sup>, T.S. Babkina<sup>2б</sup>

<sup>1</sup> Reshetnev Siberian State University of Science and Technology; 31, Krasnoyarsky Rabochy Pros., Krasnoyarsk, Russia

<sup>2</sup> Higher School of Economics of National Research University; 25/12, Bolshaya Pecherskaya St., Nizhniy Novgorod, Russia

<sup>а</sup> pipinaskus@mail.ru, <sup>б</sup> tbabkina@mail.ru

<sup>а</sup> <https://orcid.org/0000-0002-9297-3699>, <sup>б</sup> <https://orcid.org/0000-0003-2892-8831>

Received 16.02.2023, accepted 17.02.2023

*Integrated processing of wood raw materials and waste is an important task that the specialists of the forest complex face. It is important to ensure the receipt of products of deep processing, which are in steady demand in successfully functioning industries, for example, in construction. Therefore, the technology for obtaining wood-mineral composite building materials made from low-quality wood raw materials is quite promising and relevant. The aim of the work is to develop an intelligent system for studying the effect of changing the ratio of individual components of the initial raw mixture on the strength of wood-mineral composite material (sawdust concrete). Such a system can provide predictive information about the expected strength of material to meet the required performance for thermal insulation or structural material. At the same time, it is possible to solve the issues of ensuring high performance and a competitive price of the final product. The methods of artificial feedforward neural networks, as well as networks of neuro-fuzzy inference, are used in the work. As a training sample for these networks, the results of experimental studies conducted by the authors earlier are used. For the practical implementation of neural networks the MATLAB program is used. The forecast accuracy for the obtained neural networks is 67...78%. For the networks of neuro-fuzzy inference the forecast accuracy turned out to be slightly higher than for the feedforward neural network. On the control sample the average deviation was 12.8% for the feedforward neural network and 10.9%*

for the networks of neuro-fuzzy inference The resulting neural networks can be successfully adapted to work with other wood-mineral composites. The research materials can be used by manufacturers of wood-mineral composites.

**Keywords:** low-quality wood; wood-mineral composites; strength of material; feedforward neural networks; networks of neuro-fuzzy inference.

**Введение.** Существенным резервом повышения эффективности строительства является совершенствование технологии строительных материалов для обеспечения снижения материалоемкости, повышения экономичности строительства и эксплуатации зданий и сооружений. Особенно важно развитие сферы малоэтажного домостроения. Об этом было заявлено на заседании Совета Федерации. Из доклада В.Ф. Городецкого следует, что вопросы развития индивидуального жилищного строительства следует рассматривать не только в рамках выполнения задачи по увеличению объемов жилищного строительства в целом, но и с точки зрения обеспечения комплексного развития территорий, и главное — повышения комфортности жизни людей. Сегодня, по данным социологических опросов, 73 % наших граждан выражают желание проживать в частном доме. При этом наблюдается устойчивая тенденция к росту объемов строительства частных домов. В 2020 г. в Российской Федерации введено 40 млн м<sup>2</sup> такого жилья, в 2021 г. этот показатель достиг 50 млн м<sup>2</sup> [1].

В правительстве прорабатывают запуск пилотных проектов для использования деревянных конструкций при расселении аварийных домов, а также применение льготных ипотечных программ, в том числе для домов заводского производства, для стимулирования использования дерева в индивидуальном жилищном строительстве [2].

Наряду со ствольной древесиной, а также продукции ее переработки в виде пиломатериалов при реализации проектов в области деревянного домостроения, вне всякого сомнения, найдут применение строительные материалы в виде древесно-минеральных композитов или легких бетонов с древесным наполнителем.

Древесные композиты — это строительные материалы, которые содержат в своем составе измельченную древесину в виде дробленки, измельченной щепы или опилок. По сравнению с обычной древесиной древесные композиты имеют определенные преимущества, такие как повышенная стойкость к гниению и биологическому разрушению грибами, высокая механическая прочность, возможность формовки изделий в виде плит, блоков, панелей необходимого размера и формы.

Измельченная древесина может быть получена из отходов лесозаготовительной, лесопильной и деревообрабатывающей промышленности, а также так называемой «вторичной» древесины, т. е. древесины, бывшей в употреблении. Наиболее доступна и проста технология производства древесно-минеральных композитов в виде арболита и опилкобетона [3].

Древесно-минеральный композит (органобетон) — это строительный материал, особо легкий бетон со сравнительно малой плотностью, повышенными теплоизоляционными свойствами и достаточной механической прочностью и огнестойкостью. Такие материалы изготавливают из следующих основных компонентов: минеральное вяжущее, древесная дробленка или опилки, во-

да. Из-за наличия в древесине водорастворимых веществ, которые могут оказывать нежелательное влияние на процесс гидратации и набор прочности, в смесь добавляются химические компоненты (минерализаторы, коагулянты и пр.).

Показатели прочности древесных частиц и минерального вяжущего позволяют применять их в качестве заполнителя и при выполнении нормативных требований по составу смеси иметь на выходе готовый продукт с показателями прочности, теплопроводности, допускающими его применение в качестве основного материала для индивидуального и промышленного малоэтажного строительства.

Принципиальное отличие опилкобетона от арболита заключается в том, что опилкобетон изготавливается с добавлением в рецептуру песка, а в качестве древесного наполнителя используется не дробленка, а опилки. Прочностные показатели этих материалов (1...3 МПа), показатели теплопроводности (0,18...0,66) Вт/(м °С), плотность 550...1100 кг/м<sup>3</sup> [3–5].

Прочностные показатели древесно-минерального композита зависят от процентного соотношения доли отдельных компонентов в рецептуре.

*Цель и задачи исследования* — разработка системы для прогноза прочностных показателей древесно-минерального композита при варьировании содержания отдельных компонентов в его составе.

Задачи исследования:

1. Разработка системы прогнозирования прочностных показателей древесно-минерального композита.
2. Реализация нейронной сети прямого распространения и нечеткой нейронной сети в пакете Matlab [6; 7].
3. Обучение сетей и проверка качества их работы.

**Объекты и методы исследований.** Объектом исследования является влияние изменения процентного содержания отдельных компонентов на прочностные показатели древесно-минерального композита — опилкобетона и возможность прогнозирования этих показателей за счет применения нейронных сетей. Для исследования в работе были использованы сети прямого распространения и нечеткие нейронные сети пакета Matlab инструмента ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*).

Применение технологий нейронных сетей, наряду с прочими информационными технологиями и методами, позволяет прогнозировать конечные результаты поведения сложных систем в различных отраслях хозяйства. Известен удачный опыт внедрения нейронных сетей для обоснования состава асфальтобетонных смесей [8; 9]. Нейронные сети применяются для прогнозирования остаточного ресурса автотракторных двигателей [10].

Применительно к технологии производства древесно-минеральных композитов использование достижений информационных технологий позволит прогнозировать изменение эксплуатационных показателей этих композитов при варьировании содержания компонен-

тов рецептуры. При этом будут исключаться длительные и дорогостоящие испытания образцов, изготовленных по измененным рецептурам.

**Постановка задачи.** Основными технологическими операциями при производстве древесно-минеральных композитов являются: приготовление древесного заполнителя; гидротермическая обработка заполнителя; подготовка вяжущего материала и добавок; приготовление смеси; формование, твердение и транспортировка изделий на склад готовой продукции. В зависимости от предъявляемых требований, материал может быть исключительно теплоизоляционным либо конструкционно-теплоизоляционным. Т. е. необходимо установить некоторую оптимальную структуру композита, причем это условие должно выражаться определенным значением, или понятием, т. е. взаимосвязь или количественное соотношение используемых структурных элементов должно быть в некоторых пределах. Эти пределы коли-

чественного соотношения используемых структурных элементов будут обеспечивать оптимальность структуры, т. е. комплекс наилучших показателей свойств композиционного материала с конгломератным типом структуры [11].

Задача обоснования необходимого состава древесно-минерального композита заключается в том, чтобы конечные свойства соответствовали нормативным требованиям или требованиям, установленным заказчиком или потребителем материалов. К нормативным требованиям, предъявляемым к древесно-минеральным композитам, следует отнести:

- предел прочности при сжатии,  $МПа$ ;
- плотность,  $кг/м^3$ ;
- теплопроводность,  $Вт/(м \cdot ^\circ C)$

Показатели древесно-минеральных композитов приведены в табл. 1 [3; 12–14].

**Таблица 1.** Свойства древесно-минеральных композитов

Марка	Плотность, $кг/м^3$	Предел прочности при сжатии, $МПа$	Теплопроводность, $Вт/(м \cdot ^\circ C)$
Арболит			
M5	400–500	0,39	0,08
M10	450–500	0,78	0,09
M15	500	1,17	0,095
M25	500–700	1,95	0,14
M35	600–750	2,33	0,15
M50	700–850	2,75	0,17
Опилкобетон			
M10	500–700	0,7	0,18
M15	600–750	0,98	0,22
M25	700–850	1,87	0,29
M35	900–1000	1,92	0,34
M50	1100–1300	2,35	0,65

Древесно-минеральные композиционные материалы по своему назначению являются теплоизоляционными и конструкционными пористыми материалами. Величина теплопроводности прямо пропорционально зависит от пористости материала, т. е. более пористая структура (например, арболита), полученная за счет частиц древесной дробленки игольчатой формы, будет обладать более низким значением коэффициента теплопроводности по сравнению с более плотным опилкобетоном, изготовленным по рецептуре из опилок и песка с высокой теплопроводностью. Таким образом, величина значения теплопроводности обратно пропорциональна величине плотности материала, а плотность материала, как правило, линейно зависит от показателя прочности. Поэтому за базовый показатель, определяющий прочие потребительские свойства, нами была принята величина предела прочности материала при его сжатии. Определим факторы, оказывающие влияние на прочностные показатели древесно-минерального композита — опилкобетона. Опилкобетон готовится на основе цемента, древесных опилок, химических добавок — минерализаторов, а также песка и воды. Свойства композита определяются процентным соотношением этих компонентов в рецептуре и особенностями их взаимного влияния.

Для решения задачи предсказания прочности композита по его составу мы воспользуемся аппаратом искусственных нейронных сетей.

Понятие искусственной нейронной сети было введено в 1943 г. в исследованиях У. Мак-Каллока и У. Питтса [15]. Нейронная сеть — это упрощенная модель человеческого мозга, система, которая может учиться и запоминать информацию. Искусственная нейронная сеть состоит из множества взаимосвязанных обрабатывающих элементов (искусственных нейронов). То, каким образом организованы межнейронные связи, определяет топологию сети. В настоящее время наиболее широко используются сети, в которых нейроны объединены в слои.

Мы рассмотрим два вида нейронных сетей: нейронную сеть прямого распространения и нечеткую нейронную сеть. Для создания и обучения данных сетей мы используем среду программного пакета Matlab [6; 7].

**Нейронная сеть прямого распространения.** В нейронной сети прямого распространения нейрон  $k$ -го слоя принимает на вход сигналы от каждого нейрона  $k-1$ -го слоя, формирует свой выходной сигнал и передает его каждому нейрону  $k+1$ -го слоя. Выходной сигнал нейрона формируется как взвешенная сумма входных

сигналов, к которой затем применяется некоторая функция активации. В сетях прямого распространения в качестве функций активации нейронов обычно используются сигмоидные или линейные функции (рис. 1).

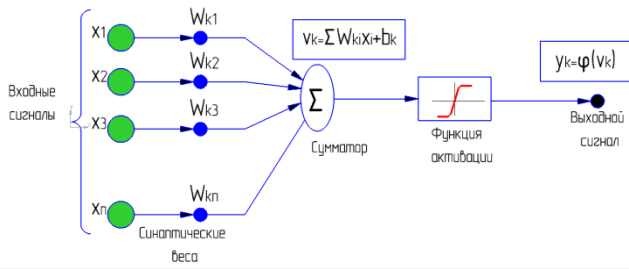


Рис. 1. Принципиальная схема нейрона

Таким образом, математическая модель нейрона имеет вид:

$$v_k = \sum_{i=1}^n W_{ki} x_i + b_k, \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(v_k), \quad (2)$$

где  $x_1, x_2, \dots, x_n$  — входные сигналы;  $W_{k1}, W_{k2}, \dots, W_{kn}$  — веса межнейронных связей;  $b_k$  — величина смещения;  $v_k$  — значение взвешенной суммы;  $\varphi(\cdot)$  — функция активации нейрона;  $y_k$  — значение выходного сигнала нейрона.

Сеть прямого распространения обучается с помощью алгоритма «обучение с учителем», для которого необходимо наличие обучающих примеров и «правильных ответов» для них. В процессе обучения будет происходить корректировка весов межнейронных связей на основании того, насколько ответ сети отличается от «правильного ответа».

**Результаты и их обсуждение.** Для формирования обучающей выборки мы будем использовать результаты экспериментальных исследований, проведенных ранее. Исследования заключались в изготовлении образцов древесно-минерального композита (опилкобетона) с последующим испытанием материала в лаборатории. Образцы опилкобетона для экспериментального исследования были приготовлены на основе сосновых опилок (фракция 2... 5 мм); портландцемента ПЦ 400; в качестве минерализатора был использован  $Al_2(SO_4)_3$  (ГОСТ 12966–85). Минеральный наполнитель — песок (модуль 2–3,5 мм, показатель плотности 1,55–1,65  $кг/м^3$ ). Водоцементное соотношение 0,8..1,1/1. Фрагмент обучающей выборки представлен в табл. 2. Всего выборка включает 147 образцов.

Таблица 2. Фрагмент обучающей выборки

Содержание компонентов, % масс.				Прочность при сжатии, МПа
цемент	опилки	$Al_2(SO_4)_3$	песок	
40	28	3	28	1,39
53	27	3	15	1,89
49	24	4	15	2,62
23	25	4	55	1,7
25	24	4	51	2,29
34	22	4	62	2,55

**Создание сети прямого распространения в пакете Matlab.** Команда `nstart` пакета Matlab запускает встроенное приложение *Neural Network* для генерации

нейронных сетей. С помощью встроенного средства импорта данных в окно *Workspace* переносится файл с расширением `.data`, где входные данные представлены в виде матрицы размера  $147 \times 4$ . Данные выхода (параметры прочности, МПа) импортируются в виде матрицы размера  $147 \times 1$ ; они представляют собой «правильный ответ», на который сеть будет ориентироваться при обучении.

В окне *Select Data* осуществляется выбор исходных данных. В окне *Select Percentages* производится выбор процентного соотношения объемов выборок, используемых для обучения нейронной сети, кросс-проверки и контрольного тестирования. В рассматриваемом случае 70 % данных использовано для обучения сети, 15 % — для кросс-проверки и 15 % — для тестирования (рис. 2).

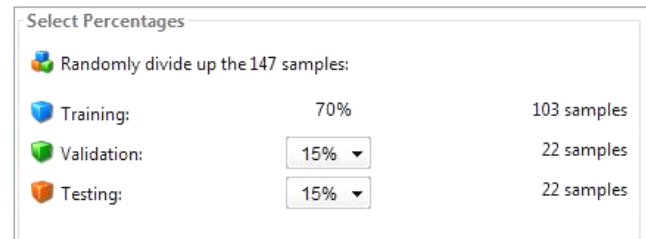


Рис. 2. Выбор процентного соотношения целевого назначения данных

В окне *Network Architecture* осуществляется выбор числа слоев и числа нейронов в них. Сеть прямого распространения способна аппроксимировать любую непрерывную функцию со сколь угодно высокой точностью. Для этого достаточно одного скрытого слоя нейронов с сигмоидной функцией активации, т. е. такая сеть обычно состоит из трех слоев: первого, распределительного; второго, скрытого и третьего, выходного [17]. С увеличением числа нейронов в скрытом слое сначала несколько возрастает «точность» нейронной сети, но после некоторого порогового значения возникает проблема «переобучения» сети, и точность аппроксимации данных снижается. В нашем случае было принято число нейронов в скрытом слое, равное трем. Архитектура сети изображена на рис. 3.

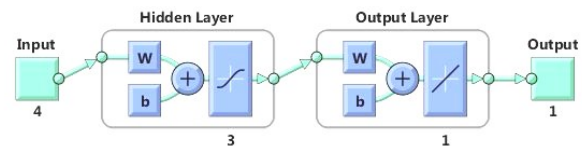


Рис. 3. Архитектура нейронной сети прямого распространения

В окне *Train Network* осуществляется выбор алгоритма, по которому будет проводиться обучение сети. По умолчанию предлагается алгоритм Левенберга – Марквардта; также можно выбрать алгоритм Байесовской регуляризации или метод сопряженных градиентов. Выбирая тот или иной алгоритм, можно добиваться оптимального времени обучения сети и необходимой точности.

Стандартный алгоритм Левенберга – Марквардта позволил обеспечить точность аппроксимации данных

(на тестовой выборке) с показателем корреляции  $R = 66\%$  (рис. 4). На рис. 5 представлены графики, показывающие, на сколько ответ сети отклоняется от правильного ответа для каждого отдельного примера. Также программа позволяет получить графики среднеквадратической ошибки MSE и визуально оценить траектории графиков ошибки в процессе обучения и тестирования сети (рис. 6).

	Samples	MSE	R
Training:	103	1.24360e-1	6.75603e-1
Validation:	22	1.19094e-1	7.57072e-1
Testing:	22	1.13893e-1	6.64737e-1

Рис. 4. Показатели работы нейронной сети с обучающим алгоритмом Левенберга – Марквардта

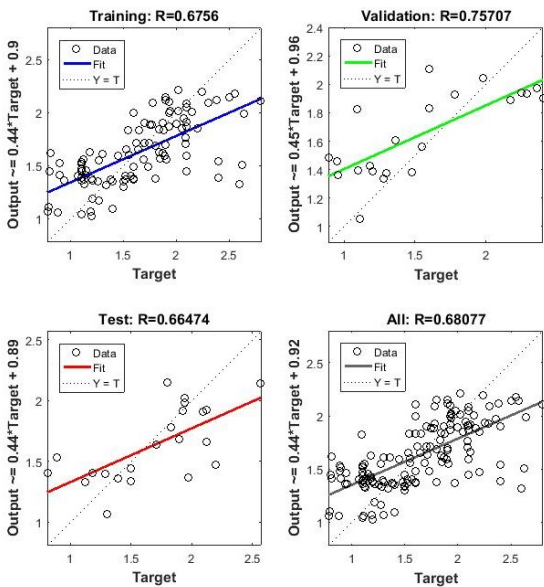


Рис. 5. Показатели работы нейронной сети (график регрессии и точечные данные)

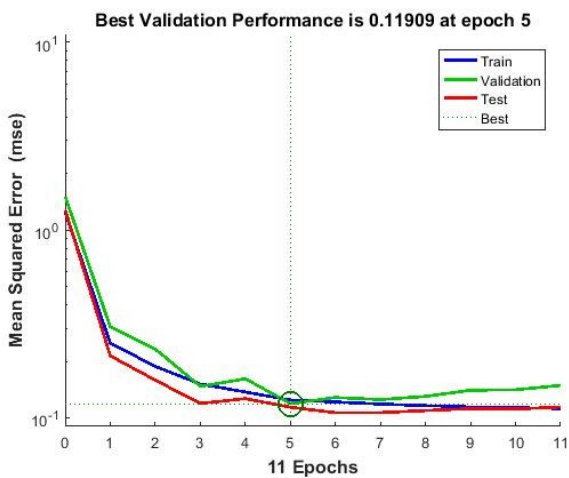


Рис. 6. Динамика показателя MSE для различного типа выборки

**Нечеткая нейронная сеть.** Данная сеть реализует систему нечеткого логического вывода. Она имеет многослойную структуру, слои в ней соответствуют

этапам нечеткого вывода, который основан на применении нечетких базовых правил. Таким образом, в этой сети отсутствуют веса межнейронных связей. Эта сеть так же, как и сеть прямого распространения, обучается «с учителем». Однако в процессе обучения происходит настройка не весов, а параметров функций принадлежности, которые используются при формулировке базовых правил.

**Создание нечеткой нейронной сети в пакете Matlab.** Команда *fuzzy* пакета Matlab запускает встроенное приложение *Fuzzy Logic Toolbox* для построения сетей с нечеткой логикой. Данные для обучения должны быть представлены в виде матрицы размера  $147 \times 5$ , последний столбец которой является выходом («правильным ответом») сети. Вид окна FIS Editor показан на рис. 7.

Роль входных данных играют четыре переменные — процентное содержание компонентов: цемент (*cement*), опилки (*sawdust*), сульфат алюминия (*alumsulfat*) и песок (*sand*). Затем выбирается команда *NewSugeno FIS*, т. е. генерация нейронной сети с базовыми правилами типа Сугено.

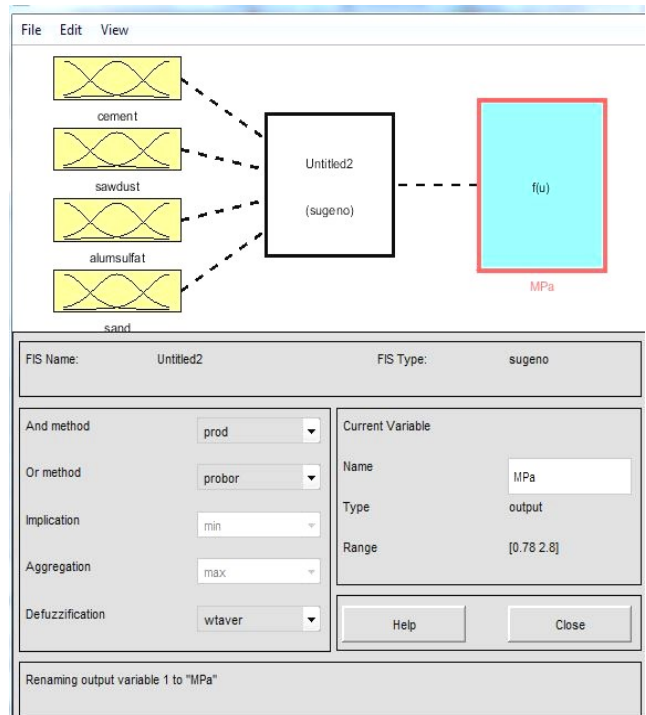


Рис. 7. Окно FIS Editor

В окне редактора функций принадлежности (рис. 8) задается вид функций принадлежности; в нашем случае будут использоваться гауссовы функции (*gaussmf*). В поле *Range* устанавливается диапазон изменения данных (например, *input 1 – cement* от 16 до 55 % по массе смеси).

Аналогично задаются функции принадлежности остальных входных параметров и выходного параметра — показателя прочности композита. Структурная схема полученной нечеткой нейросети показана на рис. 9.

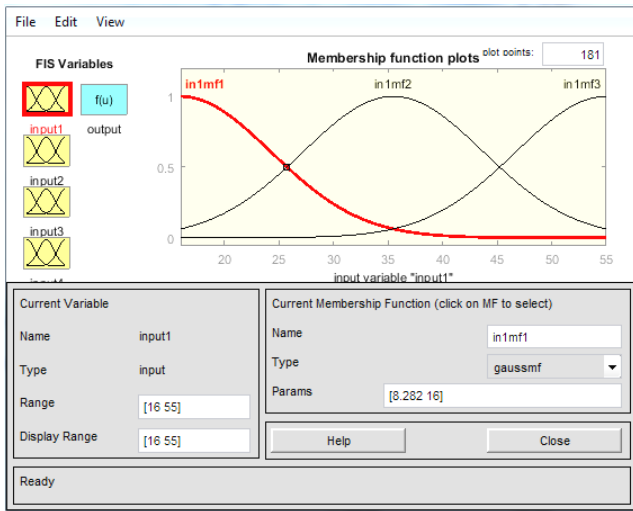


Рис. 8. Окно редактора функций принадлежности

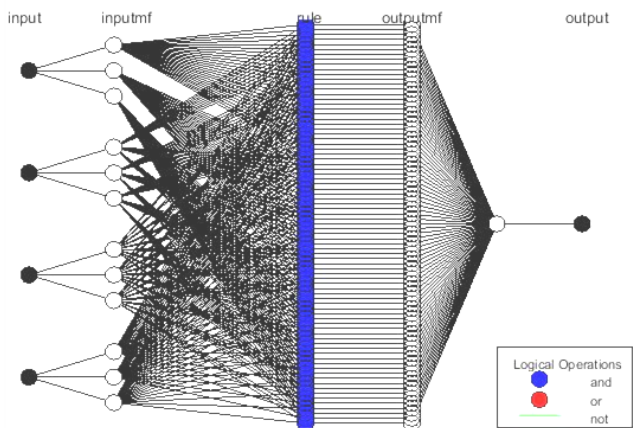


Рис. 9. Структурная схема сгенерированной нейросети

Затем производится обучение сгенерированной нейросети (рис. 10). В активном окне программы имеется возможность подключения дополнительной выборки для тестирования.

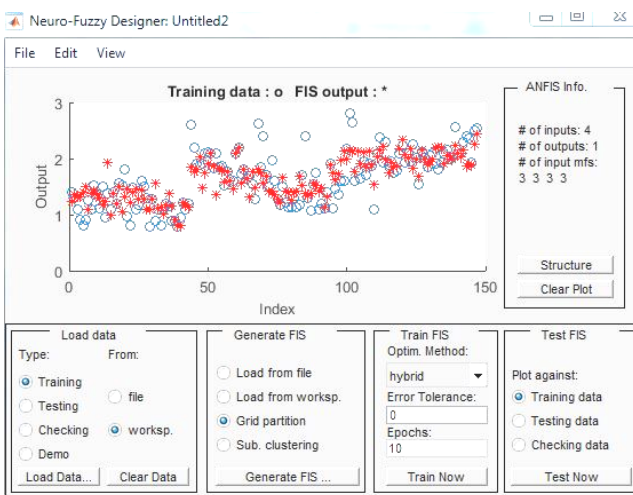


Рис. 10. Результаты проверки работы нейросети

Полученная зависимость показателя прочности от изменения содержания компонентов смеси может быть представлена графически (рис. 11).

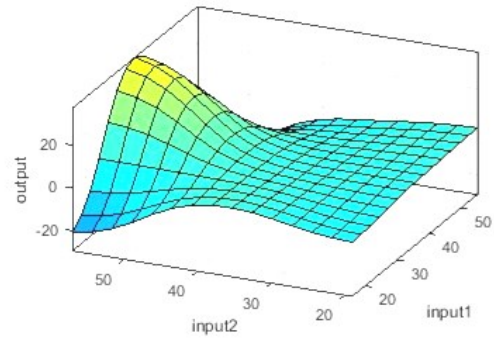


Рис. 11. График зависимости прочности от содержания цемента и опилок

Из данных графика видно, что при увеличении процентного содержания цемента растет прочность композита; для содержания опилок наблюдается обратная зависимость.

Для проверки данных, полученных при работе нейросетей, воспользуемся оператором *sim* (рис. 12) для сети прямого распространения и функцией *RuleViewer* (рис. 13) для нечеткой нейронной сети. Результаты занесем в табл. 3.

```

Command Window
>> sim(net, [40;28;3;28])
ans =
    1.3326
>> sim(net, [49;24;3;15])
ans =
    1.7881
>> sim(net, [23;25;4;55])
ans =
    1.8381
    
```

Рис. 12. Работа оператора *sim*

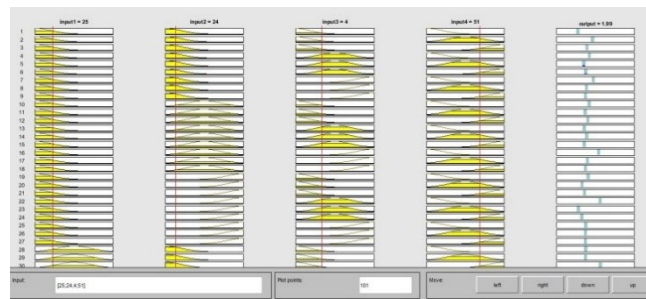


Рис. 13. Работа функции *RuleViewer*

Анализ показателей работы нейросетей прямого распространения и нечетких нейронных сетей позволяет сделать вывод о применимости данного подхода к прогнозированию прочности древесно-минеральных композитов. Показатель корреляции для тестовой выборки составил от 67 до 78 %. Для нечеткой нейронной

сети точность отображения данных оказалась несколько выше, чем для сети прямого распространения. На контрольной выборке из шести образцов среднее отклонение составило для сети прямого распространения — 12,8 %, для нечеткой нейронной сети — 10,9 %. Вместе с тем, применение нейронных сетей имеет определенные ограничения. Они связаны с тем, что сети не могут обеспечить достаточную точность прогноза при работе с данными, лежащими за пределами

диапазона изменения данных обучающей выборки (задача экстраполяции). Применительно к технологии древесно-минеральных композитов этот недостаток нельзя считать существенным, поскольку диапазон изменения процентного соотношения компонентов смеси не может существенно превышать нормативные величины, установленные для материала соответствующего (теплоизоляционный, конструкционный) назначения.

**Таблица 3.** Сравнение показателей прочности, рассчитанных с помощью нейронных сетей, с данными обучающей выборки («правильными ответами»)

Данные выборки, МПа	НС прямого распространения, МПа	$\Delta$ , %	Нечеткая НС, МПа	$\Delta$ , %
1,39	1,33	-4,5	1,22	-13,9
1,89	1,82	-3,8	1,92	1,6
2,62	2,1	-24,8	2,12	-23,6
1,7	1,83	7,1	1,83	7,1
2,29	1,99	-15,1	1,99	-15,1
2,55	2,16	-18,1	2,44	-4,5
		Сред 12,8		Сред 10,9

**Заключение.** При решении вопросов комплексного использования древесного сырья и отходов деревопереработки технология древесно-минеральных композитов дает возможность не только утилизации низкокачественной древесины, но и получения качественных теплоизоляционных и конструкционных материалов.

Прогнозирование эксплуатационных показателей таких материалов — необходимость, вызванная широким диапазоном эксплуатационных условий, видов сырья и компонентов, применяемых для производства древесно-минеральных композитов.

При анализе работы нейронной сети прямого распространения и нейронной сети нечеткого ввода были выявлены определенные преимущества последней. Разработанная система прогнозирования прочностных показателей древесно-минеральных композитов, выполненная на основе нейронных сетей, имеет практическую значимость и может быть рекомендована к применению в процессе промышленного производства.

*Работа выполнена при поддержке гранта Благотворительного фонда В. Потанина (№ГК23-000131)*

#### Литература

- Городецкий В. Индустриальный способ строительства индивидуальных жилых домов будет востребован в большинстве регионов Совет Федерации. URL: <http://council.gov.ru/events/news/135222/> (дата обращения: 10.01.2023).
- В Минпромторге рассказали, в каком регионе опробуют массовое строительство деревянных многоэтажек. URL: <https://rg.ru/2023/01/19/v-minpromtorge-rasskazali-v-kakom-regione-oprobuiut-massovoe-stroitelstvo-dereviannyh-mnogoetazhek.html> (дата обращения: 10.01.2023).
- Наназашвили И.Х. Строительные материалы из древесно-цементной композиции. М.: Стройиздат, 1990. 415 с.
- Долматов С.Н., Никончук А.В. Исследование показателей теплопроводности древесно-цементных композитов // Хвойные бореальной зоны. 2019. Т. 37. № 5. С. 341-346.
- Федосенко И.Г., Усович А.В. Производственное планирование свойств древесных материалов на основе минеральных вяжущих // Труды БГТУ. Сер. 1. Лесное хозяйство, природопользование и переработка возобновляемых ресурсов. 2019. № 1 (216). С. 152-158.
- Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. СПб.: БХВ-Петербург, 2003. 736 с.
- Дьяконов В.П., Круглов В.В. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики. М.: Солон-Пресс, 2006. 456 с.
- Nataša Zavrtnik, Janez Prosen, Marjan Tušar, Goran Turk. The use of artificial neural networks for modeling air void content in aggregate mixture. Automation in Construction. 2016. V. 63. P. 155-161.
- Побединский В.В., Булдаков С.И., Ляхов С.В. Нейронно-нечеткая сеть для подбора асфальтобетонных смесей дорожных покрытий по содержанию воздушных пустот // Системы. Методы. Технологии. 2022. № 1 (53). С. 78-85.
- Побединский В.В., Иовлев Г.А., Ляхов С.В., Голдина И.И. Нейро-нечеткая сеть для оценки остаточного ресурса тракторных двигателей // Лесной вестник. Forestry Bulletin. 2022. Т. 26. № 2. С. 120-130.
- Руденко Б.Д. Схема образования цементно-древесного композиционного материала // Решетневские чтения: материалы XXIII Междунар. науч.-практической конф., посвящ. памяти генерального конструктора ракетно-космических систем акад. М.Ф. Решетнева: в 2-х ч. (11-15 нояб. 2019 г.). Красноярск, 2019. Ч. 2. С. 103-105.
- Крутов П.И., Наназашвили И.Х., Склизов Н.И., Савин В.И. Справочник по производству и применению арболита. М.: Стройиздат, 1990. 208 с.
- Филичкина М.В. Проведение многофакторного планирования эксперимента для анализа структуры опилкобетонной смеси // Актуальные направления науч. исследований XXI века: теория и практика. 2014. Т. 2. № 2-1 (7-1). С. 71-78.
- Долматов С.Н. Исследование прочности древесно-цементных композиционных материалов // Повышение эффективности лесного комплекса: материалы IV Всерос. науч.-практической конф. с междунар. участием (22-23 мая 2018 г.). Петрозаводск: ПетрГУ, 2018. С. 58-60.

15. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943. 5, 115-133. URL: <https://doi.org/10.1007/BF02478259> (дата обращения: 25.02.2023).
16. Adamala S. Nonlinear Evapotranspiration Modeling Using Artificial Neural Networks. *Advanced Evapotranspiration Methods and Applications* [Internet]. 2019. Apr 3; Available from. URL: <http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.81369> (дата обращения: 25.02.2023).
17. Садыхов Р.Х., Лукашевич М.М. Лабораторный практикум «Цифровая обработка сигналов и изображений» и «Методы и средства обработки изображений». Мн.: БГУИР, 2006. 32 с.
18. Злобинова М.В., Островой С.В. Обоснование типа и структуры нейронной сети при решении задачи отожествления разнородной информации в АСУ войсковой ПВО // *I-methods*. 2018. № 4. С. 77-74.
8. Nataša Zavrtanik, Janez Prosen, Marjan Tušar, Goran Turk. The use of artificial neural networks for modeling air void content in aggregate mixture. *Automation in Construction*. 2016. V. 63. P. 155-161.
9. Pobedinskij V.V., Buldakov S.I., Lyahov S.V. Neuro fuzzy network for the selection of asphalt concrete mixtures of road surfaces based on the content of air voids // *Systems. Methods. Technologies*. 2022. № 1 (53). P. 78-85.
10. Pobedinskij V.V., Iovlev G.A., Lyahov S.V., Goldina I.I. Neuro-fuzzy network for estimating the residual life of tractor engines // *Forestry Bulletin*. 2022. V. 26. № 2. P. 120-130.
11. Rudenko B.D. Scheme of formation of cement-wood composite material // *Reshetnevskie chteniya: materialy XXIII Mezhdunar. nauch.-prakticheskoy konf., posvyashch. pamyati general'nogo konstruktora raketno-kosmicheskikh sistem akad. M.F. Reshetneva: v 2-h ch. (11-15 noyab. 2019 g.)*. Krasnoyarsk, 2019. CH. 2. P. 103-105.
12. Krutov P.I., Nanazashvili I.H., Sklizkov N.I., Savin V.I. Handbook on the production and use of arbolite. M.: Strojizdat, 1990. 208 p.
13. Filichkina M.V. Multi-factor planning of the experiment to analyze the structure of the sawdust concrete mixture // *Aktual'nye napravleniya nauch. issledovanij XXI veka: teoriya i praktika*. 2014. V. 2. № 2-1 (7-1). P. 71-78.
14. Dolmatov S.N. Study of the strength of wood-cement composite materials // *Povyshenie effektivnosti lesnogo kompleksa: materialy IV Vseros. nauch.-prakticheskoy konf. s mezhdunar. uchastiem (22-23 maya 2018 g.)*. Petrozavodsk: PetrGU, 2018. P. 58-60.

#### *References*

1. Gorodeckij V. The industrial method of building individual residential buildings will be in demand in most regions of the Federation Council. URL: <http://council.gov.ru/events/news/135222/> (data obrashcheniya: 10.01.2023).
2. The Ministry of Industry and Trade told in which region the mass construction of wooden high-rise buildings will be tested. URL: <https://rg.ru/2023/01/19/v-minpromtorge-rasskazali-v-kakom-regione-oprobuiut-massovoe-stroitelstvo-dereviannyh-mnogoetazhek.html> (data obrashcheniya: 10.01.2023).
3. Nanazashvili I.H. Building materials made of wood-cement composition. M.: Strojizdat, 1990. 415 p.
4. Dolmatov S.N., Nikonchuk A.V. Investigation of thermal conductivity indicators of wood-cement composites // *Conifers of the boreal area*. 2019. P. 37. № 5. P. 341-346.
5. Fedosenko I.G., Usovich A.V. Production planning of properties of wood materials based on mineral binders // *Trudy BGTU. Ser. 1. Lesnoe hozyajstvo, prirodnopol'zovanie i pererabotka vozobnovlyаемых resursov*. 2019. № 1 (216). P. 152-158.
6. Leonenkov A.V. Fuzzy modeling in MATLAB and fuzzyTECH. SPb.: BHV-Peterburg, 2003. 736 p.
7. D'yakonov V.P., Kruglov V.V. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + Simulink 5/6. *Instrumenty iskusstvennogo intellekta i bioinformatiki*. M.: Solon-Press, 2006. 456 p.
15. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943. 5, 115-133. URL: <https://doi.org/10.1007/BF02478259> (data obrashcheniya: 25.02.2023).
16. Adamala S. Nonlinear Evapotranspiration Modeling Using Artificial Neural Networks. *Advanced Evapotranspiration Methods and Applications* [Internet]. 2019. Apr 3; Available from. URL: <http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.81369> (data obrashcheniya: 25.02.2023).
17. Sadyhov R.H., Lukashevich M.M. Laboratory workshop "Digital signal and image processing" and "Methods and means of image processing". Mн.: BГУИР, 2006. 32 с.
18. Zlobinova M.V., Ostrovoj S.V. Substantiation of the type and structure of the neural network in solving the problem of identifying heterogeneous information in the automated control system of military air defense // *I-methods*. 2018. № 4. P. 77-74.