

Нейронечёткая сеть для расчета прочности цементогрунта с добавлением лигносульфоната в конструкции лесовозных лесных дорог

Н.В. Ладейщиков^a, С.А. Чудинов^b, К.В. Ладейщиков^c, Е.С. Анастас^d

Уральский государственный лесотехнический университет, ул. Сибирский тракт, 37, Екатеринбург, Россия

^a uralberg@yandex.ru, ^b chudinovsa@m.usfeu.ru, ^c k1272@mail.ru, ^d anastases@m.usfeu.ru

^a <https://orcid.org/0009-0001-8766-3354>, ^b <https://orcid.org/0000-0003-4492-8188>,

^c <https://orcid.org/0009-0007-9643-0003>, ^d <https://orcid.org/0000-0002-0250-9789>

Статья поступила 17.06.2025, принята 05.09.2025

В современном дорожном строительстве наиболее часто применяемыми для устройства конструктивных слоёв являются инертные материалы различных фракций. Залежи и добыча скальных горных пород и производство из них щебня неравномерны на территории Российской Федерации, поэтому в местах их дефицита требуется применение альтернативных технологий дорожного строительства. Перспективным решением является использование местного грунта путём его укрепления. В условиях лесной зоны, где преобладают переувлажнённые, кислые глинистые грунты, применение способов укрепления не всегда эффективно без использования специальных добавок, улучшающих условия структурообразования и повышающих прочностные показатели цементогрунтовых слоёв конструкций лесовозных лесных дорог. В связи с этим актуальным является исследование прочностных показателей цементогрунтовых слоёв с добавлением лигносульфоната технического (ЛСТ). Исследования выполнены с использованием интеллектуальной системы для определения прочностных показателей цементогрунтов в зависимости от соотношений портландцемента и лигносульфоната технического на основе глинистых грунтов с различным числом пластичности, что и составило цель настоящей работы. Для достижения цели выполнялись задачи: 1) подбор входных и выходных переменных для интеллектуальной системы; 2) обоснование типа интеллектуальной системы; 3) создание обучающих выборок для настройки нейронечёткой сети; 4) создание программы нейронной сети в среде Matlab; 5) обучение модели нейронной сети и последующая её оценка на тестовых данных. Результатом исследования стала разработка нейросетевой модели для расчёта прочности на сжатие цементогрунта с среднеквадратической ошибкой MAPE, равной 1,3 %. Практическое применение результатов предусмотрено для разработки составов цементогрунтовых смесей с заданными свойствами и совершенствования технологии устройства конструкций лесовозных лесных дорог из цементогрунтов.

Ключевые слова: связанные грунты; интеллектуальная система; цементогрунт; нейронечёткая сеть ANFIS; лесовозная автомобильная дорога; лигносульфонат технический.

Neural fuzzy network for calculating the strength of cement soil with the addition of lignosulfonate in the construction of forest roads

N.V. Ladeyshchikov^a, S.A. Chudinov^b, K.V. Ladeyshchikov^c, E.S. Anastas^d

Ural State Forest Engineering University; 37, Sibirsky Trakt St., Ekaterinburg, Russia

^a auralberg@yandex.ru, ^b bchudinovsa@m.usfeu.ru, ^c ck1272@mail.ru, ^d danastases@m.usfeu.ru

^a <https://orcid.org/0009-0001-8766-3354>, ^b <https://orcid.org/0000-0003-4492-8188>,

^c <https://orcid.org/0009-0007-9643-0003>, ^d <https://orcid.org/0000-0002-0250-9789>

Received 17.06.2025, accepted 05.09.2025

In modern road construction, inert materials of various fractions are the most commonly used for the construction of structural layers. Deposits and mining of rocky rocks and the production of crushed stone from them are uneven on the territory of the Russian Federation, therefore, the use of alternative technologies for road construction is required in places of their scarcity. A promising solution is to use local soil by strengthening it. In the conditions of the forest zone, where waterlogged, acidic clay soils predominate, the use of reinforcement methods is not always effective without the use of special additives that improve the conditions of structure formation and increase the strength of cement-based layers of structures of logging roads. In this regard, it is relevant to study the strength parameters of cement-based layers with the addition of technical lignosulfonate. The research is carried out using an intelligent system for determining the strength parameters of cement soils depending on the ratios of Portland cement and technical lignosulfonate based on clay soils with different plasticity numbers, which is the purpose of this work. To achieve the goal, the following tasks are performed: 1) selection of input and output variables for an intelligent system; 2) justification of the type of intelligent system; 3) creation of training samples for setting up a neuro-fuzzy network; 4) creation of a neural network program in the Matlab environment; 5) training the neural network model and its subsequent evaluation on test data. The result of the study is the development of a neural network model for calculating the compressive strength of cement soil with a mean square error MAPE equal to 1.3%. Practical application of the results is envisaged for the development of compositions of cement-soil mixtures with specified properties and improvement of the technology for the construction of forest road structures from cement soils.

Keywords: cohesive soils; intelligent system; cement soil; neuro-fuzzy network ANFIS; logging road; technical lignosulfonate.

Введение. Лесовозные лесные дороги являются важным звеном в технологической цепи лесозаготовки, являясь транспортно-технологической составляющей производства [1, 2]. Это целый комплекс инженерных и технических сооружений, который включает в себя дорожное полотно из многослойной конструкции, водопропускные сооружения, элементы обустройства. Для того чтобы заготовленную древесину регулярно доставлять на перерабатывающее производство, нужны лесные дороги требуемых качественных показателей, протяжённости и охвате территорий. Освоение лесов – это динамический процесс, в связи с чем регулярно меняется и локация лесозаготовок. Поэтому требуется постоянное смещение или продление сети лесных дорог, а также изменение логистики подвоза материалов, что всегда увеличивает общую стоимость строительства и в целом затраты на устройство транспортной инфраструктуры. При изменении локации дороги приходится строить заново и в новом месте. Часто стоимость строительства дорог с капитальным покрытием не до конца окупается при освоении определённого лесного массива, а срок строительства зачастую соизмерим со сроком освоения. Сеть дорог общего пользования развивается в своём темпе, согласно росту и потребностям населения, и финансируется государством. Сети лесных и лесовозных дорог развиваются в основном на средства частных лесозаготовительных компаний и требуют постоянного формирования в условиях ограниченного финансирования. При отсутствии каменных материалов в зоне строительства лесной дороги альтернативным решением является укрепление грунтов минеральным связующим с добавками, улучшающими свойства полученного цементогрунта [3–6]. Под укреплением грунта понимается ведение работ на месте прокладки трассы методом разрыхления и смещения местного грунта с цементным вяжущим и водой до оптимальной влажности смеси, выравниванием и уплотнением. После процесса цементации грунтобетонной смеси, образуется монолитное прочное основание, поверх которого устраивается покрытие дорожной одежды.

При использовании укрепленных грунтов в строительстве лесовозных дорог следует учитывать их большую грузонапряжённость и транспортную интенсивность по сравнению с лесохозяйственными дорогами, что требует от технических характеристик покрытия более высоких прочностных показателей [7–9]. Поэтому представляется актуальным поиск различных активных компонентов в составе цементогрунтовых композиций, позволяющих повысить эффективность технологии укрепления грунтов [11–13].

В лесной зоне широко распространены преимущественно кислые, переувлажнённые глинистые грунты. В данных условиях для достижения требуемых прочностных показателей укрепленных грунтов требуется применение достаточно большого количества добавки минерального вяжущего [14–17]. Стоимость материалов для дорожного строительства и транспортные затраты на их доставку довольно высокие и постоянно возрастают. По этой причине необходим поиск технологических решений, которые позволят сократить количество дорогостоящих материалов, например, порт-

ландцемента, и снизить издержки на их доставку. Это можно получить добавлением в грунтовую смесь различных добавок, улучшающих их физико-механические характеристики и одновременно сокращая количество портландцемента [18–23].

В рамках исследований, проведённых в лаборатории испытаний дорожно-строительных материалов Уральского государственного лесотехнического университета (г. Екатеринбург), была изучена возможность использования лигносульфонатов в составе цементогрунтовых смесей для формирования конструктивных слоев лесных дорог. Исследования прочностных характеристик грунтовой смеси с различными комбинациями компонентов проводились на глинистых грунтах, отобранных из земляного полотна лесовозных лесных дорог на территории Уральского учебно-опытного лесхоза УГЛТУ и ГКУ СО «Березовское лесничество» в Свердловской области. В качестве добавки для грунтовой смеси был принят водный раствор лигносульфоната технического, являющегося поверхностно-активным веществом.

Разработка интеллектуальной системы для определения прочностных характеристик цементогрунта, зависящих от пропорций портландцемента и лигносульфоната технического, обеспечит рациональную оптимизацию состава материала с заданными параметрами. Следовательно, создание интеллектуальной системы расчёта прочности на сжатие цементогрунта в зависимости от соотношения компонентов представляет собой актуальную задачу.

Цель работы заключалась в создании нейронечёткой сети для расчёта предела прочности на сжатие грунтовой смеси с учётом соотношений портландцемента и лигносульфоната технического на основе глинистых грунтов с различным числом пластичности.

В рамках работы были использованы следующие методы:

1. Подготовка данных: определение входных и выходных переменных системы.
2. Выбор архитектуры: определение типа нейронечёткой сети, наиболее подходящего для решения поставленной задачи.
3. Формирование обучающей выборки: создание набора данных для настройки параметров нейронечёткой сети.
4. Разработка системы в Matlab: реализация интеллектуальной системы с использованием языка программирования Matlab.
5. Тестирование и валидация: оценка работоспособности и точности разработанной системы на независимом наборе тестовых данных.

Объекты и методы исследования. Для проведения исследований использовались образцы естественного грунта с различным числом пластичности: суглинок тяжёлый пылеватый, суглинок лёгкий пылеватый, супесь песчанистая (табл. 1), укрепленные портландцементом М400 по ГОСТ 31108-2020 [24] с водорастворимой стабилизирующей добавкой на основе лигносульфоната технического. Добавление воды в цементогрунтовую композицию производилась до оптимальной влажности смеси.

Таблица 1. Характеристика природного грунта для создания цементогрунтовой смеси с добавлением лигносульфоната технического

Наименование грунта	Удельный вес грунта, т/м ³	Влажность на границе текучести, % по массе	Влажность на границе раскатывания, % по массе	Число пластичности	Оптимальная влажность, % по массе	pH грунта
Суглинок тяжелый пылеватый	2,76	38	23	15	18	5,5
Суглинок легкий пылеватый	2,72	26	15	11	15	5,5
Супесь песчаная	2,68	24	18	6	6	5,5

Подготовка данных: определение входных и выходных переменных системы. Исходя из поставленной задачи с применением инструментов интеллектуальных систем осуществляется идентификация входных и выходных переменных.

Входные переменные.

Перечень входных переменных включает в себя следующие параметры:

- содержание портландцемента $S_{пц}$ от массы грунта, %;
- содержание лигносульфоната технического (ЛСТ) $S_{лст}$ от массы грунта, %;
- число пластичности грунта S_{ip} .

Выходная переменная. Выходной переменной принимается предел прочности водонасыщенных образцов $R_{сж}$, МПа.

Формально постановка задачи определения предела прочности водонасыщенных образцов запишется в виде

$$R_{сж} = f(S_{пц}, S_{лст}, S_{ip}) \quad (1)$$

Выбор архитектуры: определение типа нейронечёткой сети, наиболее подходящего для решения поставленной задачи. В настоящее время существует довольно много различных типов интеллектуальных систем, которые основаны на различных принципах [25]. Большое распространение получили нечёткие сети, которые основаны на базах правил и нейронные сети. В нечёткой системе применён метод нечёткого вывода с использованием базы правил и лингвистических переменных. В нейронных сетях применено сложение элементов по типу мозгоподобной структуры, состоящей из нейронов. Для сложения достоинств обоих типов была разработана адаптивная нейронечёткая сеть *ANFIS* (*Adaptive Network Neuron Fuzzy Interference*). В условиях некоторой неопределённости входных и выходных параметров нейронечёткая адаптивная сеть *ANFIS* позволит в большей степени подойти для определения основных характеристик цементогрунтовой смеси для применения в конструкции дорожной одежды.

Разработка системы в Matlab: реализация интеллектуальной системы с использованием языка программирования Matlab. Для разработки нейросети требуется подобрать обучающие выборки. Данные для входных параметров в виде обучающих выборок были выбраны на основании результатов лабораторных исследований по определению предела прочности во-

донасыщенных образцов в зависимости от различных параметров грунтовой смеси.

Рекомендуемое количество обучающих выборок (Q) рассчитывается по формуле [26]

$$Q = f(7Nx + 15) \quad (2)$$

где Nx – количество входных переменных сети.

Количество обучающих выборок данных, которое определяется формулой (2), при разработке нейронечётких сетей может быть уменьшено в 2–4 раза по сравнению с построением регрессионных моделей [27]. В ходе обучения нейронной сети требуемая точность была достигнута после обработки 28 выборок данных.

В табл. 2 показаны исходные данные для обучения и тестирования нейронечёткой сети.

Реализация нейронечёткой сети производилась в среде Neuro-Fuzzy Designer платформы Matlab. Для создания использовалась обучающая выборка на основе результатов опытов № 1–3, 5, 6, 8–10, 12–15, 17–19, 21–23, 25–28, 30–35 (табл. 2). С целью корректной загрузки данных для обучения нейронной сети создается файл формата *durable.dat* (рис. 1, а). Необходимым условием является представление данных в матричной форме, при этом выходной параметр должен располагаться в последнем столбце матрицы. После загрузки файла в систему (рис. 1, б) производится определение структуры нейронной сети, построенной на основе правил методом Сугено (рис. 1, в–г). В ходе процесса, представленного на рис. 1, е, происходит генерация и формирование структуры нейронной сети. После создания сеть подвергается обучению (рис. 1, ж). В результате обучения достигнута точность моделирования до четырёх знаков после запятой на основе первой выборки данных, а значение среднеквадратической ошибки RMSE составило 0,013404 (рис. 1, з). Так, для выборки $Q_{пц} = 6\%$, $Q_{лст} = 0,5\%$, $Q_{ip} = 16$, получено значение $R_{сж} = 2,02$ МПа, что совпадает с исходным значением в обучающем примере (рис. 1, и–к).

Обучение нейросети показало корректность её настройки, что далее и было подтверждено при проверке её адекватности на тестовых примерах. Основное условие – тестовые данные должны входить в диапазон обучающих выборок. В качестве тестовых выборок использовались данные результатов опытов № 4, 7, 11, 16, 20, 24, 29 (табл. 2).

Средняя абсолютная ошибка в процентах $MAPE$ вычисляется согласно формуле (3):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \bar{y}_i|}{y_i} \cdot 100\%, \quad (3)$$

где y_i – фактическое значение переменной, полученное в результате лабораторных исследований; \bar{y}_i – значение переменной, полученное при использовании нейронной сети; n – количество испытаний.

Таблица 2. Исходные данные для обучения и тестирования нейронечёткой сети

№ п/п	$Q_{пц}$ Содержание портландцемента, % от массы грунта	$Q_{лст}$ содержание ЛСТ, % от массы грунта	$Q_{пр}$ число пластичности грунта	$R_{сж}$ предел прочности на сжатие водонасыщенных образцов, МПа
1	6	0,5	16	2,02
2	8	0,5	11	3,19
3	10	0,5	6	5,26
4	6,5	0,85	11	2,76
5	6	0,75	11	2,39
6	8	0,75	11	3,54
7	6,5	0,5	11	2,36
8	10	0,75	11	4,22
9	6	1,0	6	3,87
10	8	1,0	11	3,32
11	9,5	1,0	11	3,87
12	10	1,0	16	3,96
13	6,5	0,5	16	2,34
14	6,5	0,65	16	2,64
15	6,5	0,85	16	2,73
16	9,5	0,75	11	4,04
17	7,0	0,5	11	2,65
18	7,0	0,65	11	2,96
19	7,0	0,85	11	3,05
20	7	0,5	16	2,63
21	7,5	0,5	6	4,46
22	7,5	0,65	6	4,77
23	7,5	0,85	6	4,85
24	7,5	0,5	11	2,91
25	8,5	0,5	11	3,34
26	8,5	0,65	11	3,65
27	8,5	0,85	11	3,74
28	9	0,5	11	3,51
29	6,5	0,65	11	2,67
30	9	0,75	11	3,91
31	9	1,0	11	3,74
32	9,5	0,5	11	3,65
33	9,5	0,5	6	5,20
34	9,5	0,65	6	5,51
35	9,5	0,85	6	5,59

Таблица 3. Результат средней абсолютной ошибки

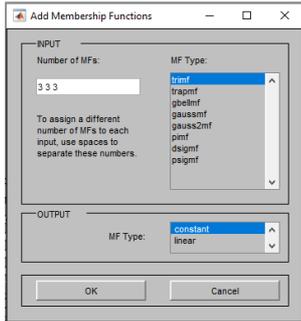
№ п/п	1	2	3	4	5	6	7	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{ y_i - \bar{y}_i }{y_i}$	$MAPE, \%$
$R_{сж}$, МПа, факт	3,87	2,36	4,04	2,63	2,91	2,67	2,76		
$R_{сж}$, МПа, MatLab	3,9491	2,3972	4,0670	2,6561	2,9245	2,6212	2,8037	0,01312	1,3

File	Парам	Формат	Вид	Справка
8	0.5	16		2.02
8	0.5	11		3.19
10	0.5	6		5.26
6	0.75	11		2.39
8	0.75	11		3.54
10	0.75	11		4.22
6	1	6		3.87
8	1	11		3.32
10	1	16		3.96
6.5	0.5	16		2.34
6.5	0.65	16		2.64
6.5	0.85	16		2.73
7	0.5	11		2.65
7	0.65	11		2.96
7	0.85	11		3.05
7.5	0.5	6		4.46
7.5	0.65	6		4.77
7.5	0.85	6		4.85
8.5	0.5	11		3.34
8.5	0.65	11		3.65
8.5	0.85	11		3.74
9	0.5	11		3.51
9	0.75	11		3.91
9	1	11		3.74
9.5	0.5	11		3.65
9.5	0.5	6		5.2
9.5	0.65	6		5.51
9.5	0.85	6		5.59

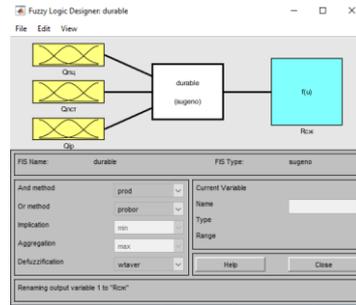
а



б



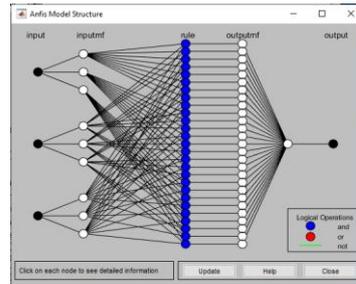
в



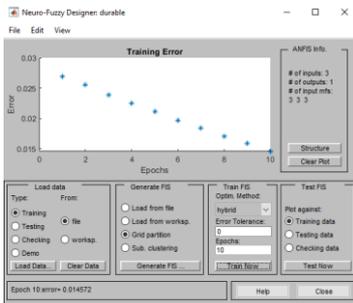
г



д



е



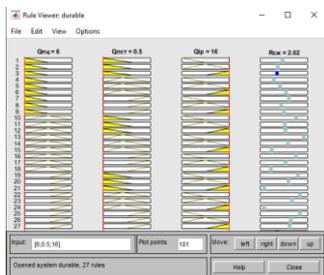
ж

```

Command Window
New to MATLAB? See resources for Getting Started.
Minimal training RMSE = 0.014572
ANFIS info:
Number of nodes: 70
Number of linear parameters: 27
Number of nonlinear parameters: 27
Total number of parameters: 54
Number of training data pairs: 28
Number of checking data pairs: 0
Number of fuzzy rules: 27
Warning: number of data is smaller than number of modifiable parameters
Start training ANFIS ...
1 0.0145716
2 0.0134039
Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 2.
Minimal training RMSE = 0.013404

```

з



и

```

>> fis=readfis('durable');evalfis(fis,[6,0.5,16])
ans =
    2.0200

```

к

Рис. 1. Этапы построения нейронечеткой сети на платформе программирования *Matlab*: обучающая выборка в формате файла .dat (а); введение данных в систему (б); задание параметров нечёткой системы (в); задание структуры на основе алгоритма по методу Сугено (г); корректирование лингвистических переменных всех параметров (д); создание нейронечёткой сети (е); обучение нечёткой нейронной сети (ж); демонстрация процесса обучения и определение ошибки (з); тестовый контроль по обучающим выборкам (процедура RuleViewer) (и); расчёты по обучающим выборкам в рабочей области Matlab (к)

Тестирование и валидация: оценка работоспособности и точности разработанной системы на независимом наборе тестовых данных. Эффективность функционирования нейронной сети оценивается с помощью дополнительных тестовых наборов данных. Оценка производительности сети осуществляется на примерах, которые не были включены в обучающий набор. Процедура проверки аналогична той, которая используется в системе RuleViewer.

Значения тестовых примеров отображены в рабочей области Matlab (рис. 2, а–б). Задавая тестовые примеры

в рабочей области Matlab, например, тестовая выборка № 11, где $Q_{лц} = 9,5 \%$, $Q_{лст} = 1 \%$, $Q_{ip} = 11$, получаем $R_{сж} = 3,9491$ МПа (рис. 2, а), а с исходными данными выборки № 20, где $Q_{лц} = 7 \%$, $Q_{лст} = 0,5 \%$, $Q_{ip} = 16$, получаем $R_{сж} = 2,6561$ Мпа (рис. 2, б–в). Исходя из этого расчёт абсолютной ошибки нейронечёткой сети на тестовых примерах показал точность работы 98,7 % (средняя абсолютная ошибка работы нейронечёткой сети $MARE = 1,3 \%$ (табл. 3), что свидетельствует об её адекватности и корректной настройке.

```
>> fis=readfis('durable');evalfis(fis,[9.5,1,11])
ans =
    3.9491
```

а

```
>> fis=readfis('durable');evalfis(fis,[7,0.5,16])
ans =
    2.6561
```

б

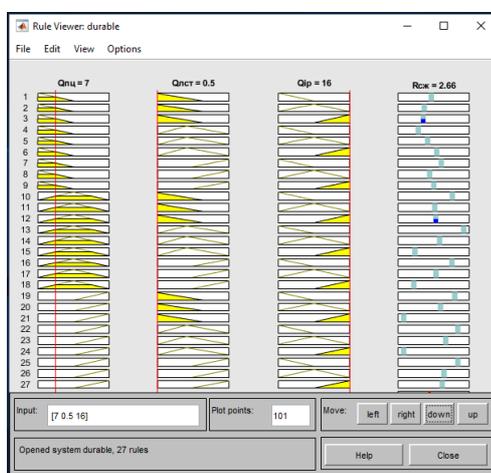


Рис. 2. Проверка адекватности нейронечёткой сети по тестовым примерам: проверка в рабочей области Matlab (а, б); процедуру RuleViewer (в)

Результаты и обсуждение. Предел прочности на сжатие является одной из основных характеристик цементогрунта для применения в конструктивных слоях лесовозных лесных дорог. Для достижения заданных значений данного показателя требуется обеспечение точного компонентного состава цементогрунтовых смесей. В условиях многообразия в лесной зоне глинистых грунтов с различным числом пластичности, для достижения заданных прочностных характеристик лабораторный подбор оптимальных составов цементогрунтовых смесей с добавками портландцемента и ЛСТ является весьма трудоемким и длительным. В целях ускорения процесса подбора оптимальных составов цементогрунтовых смесей для устройства конструкций дорожных одежд лесовозных лесных дорог разработана нейронечёткая сеть. Разработанная нейронечёткая сеть позволяет производить расчёт предела прочности на сжатие цементогрунтовых композиций с добавкой ЛСТ различных составов при строительстве лесовозных автомобильных дорог со средней абсолютной ошибкой $MARE = 1,3 \%$. Данные показатели требуется учитывать при разработке составов цементогрунтовых смесей с заданными свойствами и совершенствования тех-

нологии устройства конструкций лесовозных лесных дорог из цементогрунтов.

Выводы. В современных условиях удалённости лесосырьевых баз от мест производства дорожно-строительных материалов, требований повышения качества лесовозных дорог при незначительных затратах на их создание, появляется необходимость в совершенствовании методов конструирования и использования технологий устройства дорожных одежд из местных укрепленных грунтов [28–30]. На основании проведённых исследований, можно сделать вывод, что традиционных и простых способов укрепления грунтов по схеме «грунт – цемент – вода» в настоящий момент недостаточно, требуется их модернизация, т. е. введение специальных повышающих эффективность укрепления грунтов добавок. Проведение многочисленных исследований в области строительства лесовозных дорог требует также и довольно трудоёмкой работы по обработке результатов экспериментов. Данные задачи возможно решать, используя новые теоретические методы, которые основаны на достижениях информационных технологий.

Используя вычислительные способности среды Matlab появляется возможность определения значений физико-механических характеристик цементогрунтовой смеси, что даст эффективный инструмент при подборе соотношений компонентов, включая активные добавки, такие как лигносульфонат технический.

Разработанная нейронечеткая сеть позволяет производить расчёт предела прочности на сжатие цементогрунтовых композиций с добавкой ЛСТ в зависимости от компонентного состава на основе глинистых грунтов с различным числом пластичности при строитель-

стве лесовозных автомобильных дорог со средней абсолютной ошибкой $МАРЕ = 1,3 \%$.

Полученная модель нейронечеткой сети может быть рекомендована для использования при подборе составов цементогрунтовых смесей с заданными свойствами и оптимизации конструкции дорожных одежд лесовозных автомобильных дорог, что позволит повысить качественные показатели и снизить стоимость строительства лесовозных автомобильных дорог из цементогрунтов.

Литература

1. Прокопец В.С. Математическое обоснование сопротивления движению автотранспорта в зависимости от состояния конструкции покрытия лесовозных дорог / В.С. Прокопец, В.Г. Козлов, А.В. Скрыпников [и др.] // Известия высших учебных заведений. Лесной журнал. – 2023. – № 2(392). – С. 106–120.
2. Чернышова Е.В., Скрыпников А.В., Самцов В.В., Абасов М.А. Лесовозные дороги в транспортной сети лесопромышленного предприятия // Известия высших учебных заведений. Лесной журнал. – 2019. – № 2 (368). – С. 95–101.
3. Chudinov S. Improving the physical and mechanical properties of fortified soil for road construction in the forest zone // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2020. – № 817. – P. 1–9.
4. Безрук В.М. Укрепление грунтов в дорожном и аэродромном строительстве. – М.: Транспорт, 1971. – 235 с.
5. ГОСТ Р 70452–2022. Грунты стабилизированные и укрепленные неорганическими вяжущими. Общие технические условия. Введ. 30.11.2022. – М.: Институт стандартизации, 2022. – 24 с.
6. Muñoz Y.O., de Almeida J.L., Mora A.J.E.V. et al. The Behavior of Stabilized Reinforced Soil for Road Embankments Application // Geotech Geol Eng. 2023. – № 41. – P. 2599–2628.
7. Чудинов С.А. Исследование прочностных показателей фиброцементогрунта для устройства конструктивных слоев лесовозных автомобильных дорог / С.А. Чудинов // Системы. Методы. Технологии. – 2024. – № 2(62). – С. 138–144.
8. Mousavi F., Abdi E. Unconfined compression strength of polymer stabilized forest soil clay // Geotech Geol Eng. – 2022. № 40. P. 4095–4107.
9. Nezhad MG, Tabarsa A, Latifi N. Effect of natural and synthetic fibers reinforcement on California bearing ratio and tensile strength of clay // J Rock Mech Geotech Eng. – 2021. № 13. P. 626–642.
10. Yadav J.S., Tiwari S.K., Shekhwat P. Strength behaviour of clayey soil mixed with pond ash, cement and randomly distributed fibres // Transp Infrastruct Geotechnol 2018. № 5. P. 191–209.
11. Ayeldeen M., Azzam W., Arab M.G. The use of fiber to improve the characteristics of collapsible soil stabilized with cement // Geotech Geol Eng. – 2022. – № 40. – P. 1873–1885.
12. Mazhar S., GuhaRay A. Stabilization of expansive clay by fibre-reinforced alkali-activated binder: an experimental investigation and prediction modelling // Int J Geotech Eng. – 2021. – № 15. – P. 977–993.
13. Чудинов С.А. Укрепленные грунты в строительстве лесовозных автомобильных дорог : монография / С.А. Чудинов ; Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Уральский государственный лесотехнический университет. – Екатеринбург : УГЛТУ, 2020. – 174 с.
14. Чудинов С.А., Черняк Р.Д., Дмитриев В.Н., Байц О.Н. Опытнo-производственные исследования применения золошлаковых отходов в дорожном строительстве // Дороги и мосты. – 2022. – № 2 (48). – С. 254–273.
15. Чудинов С.А. Исследования влияния технологических факторов на прочность цементогрунтов // Вестник Марийского государственного технического университета. 2010. – № 1 (8). – С. 46–52. (Серия «Лес. Экология. Природопользование»).
16. Bryukhovetsky A.N. Developing an intelligent information system to solve the tasks of heat and mass transfer processes in soils in the design of logging roads / A.N. Bryukhovetsky, A.V. Skrypnikov, V.G. Kozlov [et al.] // Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2023. – Vol. 101, № 8. – P. 2946–2959.
17. Виноградов А.Ю. Оценка значений прочностных характеристик грунта при нелинейной зависимости его сопротивления сдвигу от нормального давления / А.Ю. Виноградов, В.А. Обязов // Гидросфера. Опасные процессы и явления. – 2024. – Т. 6, № 1. – С. 83–96.
18. Ordoñez Muñoz Y., dos Santos L., Izzo R., Leindorf de Almeida J. et al. The role of rice husk ash, cement and polypropylene fibers on the mechanical behavior of a soil from Guabiruba formation // Transp Geotech. – 2021. – № 31. – P. 100–113.
19. Chudinov S. The use of ash–mineral mixtures for the construction of high–strength coatings of forest roads // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2020. – № 574. – P. 1–8.
20. Виноградов А.Ю. Прочностные характеристики грунта при проектировании объектов лесной инфраструктуры / А.Ю. Виноградов, О.В. Зубова // Гидросфера. Опасные процессы и явления. – 2023. – Т. 1, № 5. – С. 75–86.
21. С.А. Чудинов Исследование деформационных характеристик фиброцементогрунтовых конструкций лесовозных автомобильных дорог / С.А. Чудинов, Е.Г. Васильев, Н.В. Ладейщиков, К.В. Ладейщиков // Resources and Technology. – 2024. – Т. 21, № 3. – С. 1–16.
22. Лыщик П.А., Плышевский С. В., Науменко А. И. Использование комплексного вяжущего для укрепления грунтов земляного полотна лесных автомобильных дорог // Труды БГТУ. Лесная и деревообрабатывающая промышленность. 2013. № 2 (158). С. 39–42.
23. Виноградов А.Ю. Об аппроксимации зависимости сопротивления грунта сдвигу от нормального давления / А.Ю. Виноградов, В.А. Обязов // Гидросфера. Опасные процессы и явления. – 2023. – Т. 5, № 3. – С. 256–263.
24. ГОСТ 31108–2020. Цементы общестроительные. Технические условия. Введ. 30.04.2020. М: Стандартинформ. 2020. 19 с.
25. Piegat A. Fuzzy Modeling and Control. Physica-Verlag, 2001. 760 p.
26. Дайитбегов Д.М. Компьютерные технологии анализа

- данных в эконометрике / Д. М. Дайитбегов. – Москва : ИНФРА–М, 2008. – 577 с.
27. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы / Л.Н. Ясницкий // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2015. – № 5. – С. 48–56.
 28. Восканянц К.Е. Разработка составов и технологий укрепления и стабилизации грунтов для автодорожного строительства // Научные исследования. – 2018. – № 6. – С. 23–25.
 29. Степанец В.Г., Герасимова С.А. Основания дорожных одежд из укрепленных грунтов повышенной прочности и морозостойчивости // Молодой ученый. – 2020. – № 22 (312). – С. 148–154.
 30. Ali M., Aziz M., Hamza M., Madni M.F. Engineering properties of expansive soil treated with polypropylene fibers // Geomech Eng. – 2020. – № 22. – P. 227–236.
- References*
1. Prokopets V.G., Kozlov V.G., Skrypnikov A.V. Mathematical substantiation of resistance to motor transport movement depending on the condition of the structure of the logging road surface // Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Forest Magazine. – 2023. – № 2(392). – P. 106–120.
 2. Chernyshova E.V., Skripnikov A.V., Samtsov V.V., Abasov M.A. Timber roads in the transport network of a forestry enterprise // News of higher educational institutions. Forestry magazine. – 2019, № 2 (368). – P. 95–101.
 3. Chudinov S. Improving the physical and mechanical properties of fortified soil for road construction in the forest zone // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2020. – № 817. P. 1–9.
 4. Bezruk V.M. Soil stabilization in road and airfield construction. – Moscow : Transport, 1971. – 235 p.
 5. GOST R 70452–2022. Soils stabilized and reinforced with inorganic binders. General specifications. Introduced on 30.11.2022. – Moscow : Institute of Standardization, 2022. 24 p.
 6. Muñoz Y.O., de Almeida J.L., Mora A.J.E.V. et al. The Behavior of Stabilized Reinforced Soil for Road Embankments Application // Geotech Geol Eng. 2023. No. 41. P. 2599–2628.
 7. Chudinov, S.A. Study of strength indicators of fiber cement soil for the construction of structural layers of forest roads / S.A. Chudinov // Systems. Methods. Technologies. – 2024. – No. 2 (62). – P. 138–144.
 8. Mousavi F, Abdi E. Unconfined compression strength of polymer stabilized forest soil clay // Geotech Geol Eng. 2022. – № 40. – P. 4095–4107.
 9. Nezhad M.G., Tabarsa A., Latifi N. Effect of natural and synthetic fibers reinforcement on California bearing ratio and tensile strength of clay // J Rock Mech Geotech Eng. 2021. No. 13. P. 626–642.
 10. Yadav J.S., Tiwari S.K., Shekhawat P. Strength behavior of clayey soil mixed with pond ash, cement and randomly distributed fibers // Transp Infrastruct Geotechnol 2018. No. 5. P. 191–209.
 11. Ayeldeen M., Azzam W., Arab M.G. The use of fiber to improve the characteristics of collapsible soil stabilized with cement // Geotech Geol Eng. 2022. No. 40. P. 1873–1885.
 12. Mazhar S., GuhaRay A. Stabilization of expansive clay by fiber-reinforced alkali-activated binder: an experimental investigation and prediction modeling // Int J Geotech Eng. – 2021. – № 15. – P. 977–993.
 13. Chudinov S.A. Reinforced soils in the construction of logging roads: monograph / S.A. Chudinov; Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, Ural State Forestry and Engineering University. – Ekaterinburg: USFTU, 2020. – 174 p.
 14. Chudinov S.A., Chernyak R.D., Dmitriev V.N., Bayts O.N. Experimental production studies of the use of ash and slag waste in road construction // Roads and Bridges. – 2022. – № 2 (48). P. 254–273.
 15. Chudinov S.A. Studies of the influence of technological factors on the strength of cement soils // Bulletin of the Mari State Technical University. 2010. No. 1 (8). P. 46–52. (Series "Forest. Ecology. Nature Management").
 16. Bryukhovetsky A.N. Developing an intelligent information system to solve the tasks of heat and mass transfer processes in soils in the design of logging roads / A.N. Bryukhovetsky, A.V. Skrypnikov, V.G. Kozlov [et al.] // Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2023. – Vol. 101, No. 8. – P. 2946–2959.
 17. Vinogradov A.Yu., Vinogradov V.A. Estimation of the values of the strength characteristics of the soil under the nonlinear dependence of its shear resistance on normal pressure / A.Yu. Vinogradov, V.A. Dolgov // Hydrosphere. Dangerous processes and phenomena. – 2024. – Vol. 6, № 1. – P. 83–96.
 18. Ordoñez Muñoz Y, dos Santos L, Izzo R, Leindorf de Almeida J et al. The role of rice husk ash, cement and polypropylene fibers on the mechanical behavior of a soil from Guabi-ro-tuba formation // Transp Geotech. 2021. – № 31. – P. 100–113.
 19. Chudinov S. The use of ash–mineral mixtures for the construction of high–strength coatings of forest roads // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2020. – № 574. – P. 1–8.
 20. Vinogradov A.Yu., Zubova O.V. Strength characteristics of soil in the design of forest infrastructure facilities // Hydrosphere. Dangerous processes and phenomena. – 2023. – Vol. 1, № 5. – P. 75–86.
 21. Chudinov S.A. Study of deformation characteristics of fiber–cement soil structures of forest roads / S.A. Chudinov, E.G. Vasiliev, N.V. Ladeyshchikov, K.V. Ladeyshchikov // Resources and Technology. – 2024. – Vol. 21, No. 3. – P. 1–16.
 22. Lyschchik P. A., Plyshevsky S. V., Naumenko A. I. Use of complex binder for strengthening of soils of the roadbed of forest roads // Proceedings of BSTU. Forestry and woodworking industry. 2013. No. 2 (158). P. 39–42.
 23. Vinogradov A.Yu. On the approximation of the dependence of soil shear resistance on normal pressure / Vinogradov A.Yu., Obligov V.A. // Hydrosphere. Dangerous processes and phenomena. – 2023. – Vol. 5, № 3. – P. 256–263.
 24. GOST 31108–2020. General construction cements. Technical conditions. Introduced 30.04.2020. M: Standartinform. 2020. 19 p.
 25. Piegat A. Fuzzy Modeling and Control. Physica–Verlag, 2001. – 760 p.
 26. Daitbegov D.M. Computer technologies for data analysis in econometrics / D.M. Daitbegov. – Moscow : INFRA–M., 2008. – 577 p.
 27. Yasnitsky L.N. Neural networks - a tool for obtaining new knowledge: successes, problems, prospects / L.N. Yasnitsky // Neurocomputers: development, application. – 2015. – № 5. – P. 48–56.
 28. Voskanyanets K.E. Development of compositions and technologies for soil strengthening and stabilization for road construction // Scientific research. 2018. – № 6. – P. 23–25.
 29. Stepanets V.G., Gerasimova S.A. Foundations of road pavements made of reinforced soils of increased strength and frost resistance // Young scientist. – 2020. – № 22 (312). – P. 148–154.
 30. Ali M., Aziz M., Hamza M, Madni MF. Engineering properties of expansive soil treated with polypropylene fibers // Geomech Eng. – 2020. – № 22. – P. 227–236