

## ОПРЕДЕЛЕНИЕ МОДУЛЯ ДЕФОРМАЦИИ БИНАРНОГО КОМПОЗИТА С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Действующие методики статистической обработки результатов определений характеристик основаны на гипотезе о нормальном характере их распределения. Результаты статистической обработки 153 лабораторных определений модуля деформации бинарного композита «песок-гранулы вспененного полистирола» эту гипотезу не подтвердили. Для решения возникшей проблемы было решено использовать искусственную нейронную сеть. Таким образом, в качестве объекта исследований был выбран модуль деформации бинарного композита. Применение искусственной нейронной сети для определения модуля деформации бинарного композита было выбрано в качестве предмета исследования. Цель выполненных исследований — определение модуля деформации бинарного композита с помощью искусственной нейронной сети. Основные задачи исследования — определение модуля деформации бинарного композита с различным процентным содержанием гранул вспененного полистирола, разработка искусственной нейронной сети и регрессионного уравнения для определения модуля деформации бинарного композита и последующий сравнительный анализ результатов их использования. Результаты лабораторных испытаний образцов бинарного композита позволили обучить заранее разработанную искусственную нейронную сеть. По результатам тестирования обученной искусственной нейронной сетью было установлено, что при доверительной вероятности  $P = 95\%$  абсолютное значение относительной погрешности определения модуля деформации бинарного композита составило  $|\bar{\delta}| = 11,8\%$ , а значение коэффициента детерминации —  $R^2 = 0,5641$ . В то же время, при использовании регрессионного уравнения —  $|\bar{\delta}| = 133,1\%$  и  $R^2 = 0,0857$ . Выполненные исследования подтвердили возможность и преимущество использования искусственной нейронной сети для определения модуля деформации бинарного композита.

**Ключевые слова:** относительная погрешность определения характеристики, коэффициент детерминации, регрессионное уравнение, искусственная нейронная сеть, песок, гранулы вспененного полистирола.

**Введение.** Результаты ранее выполненных лабораторных исследований подтвердили возможность использования бинарного композита (БК) «песчаный грунт — гранулы вспененного полистирола (ГВП)» в качестве грунта основания резервуаров для уменьшения потерь тепла при хранении нефти в условиях Крайнего Севера [1, 2]. В то же время очевидно, что добавки ГВП в грунт будут влиять на деформационные свойства БК, что важно для обеспечения устойчивости объектов технологической инфраструктуры нефтегазовой отрасли в процессе их строительства и последующей эксплуатации. Необходимо отметить и тот факт, что в соответствии с действующими нормативными документами основания зданий и сооружений «следует проверять по деформациям во всех случаях» [3, с. 14]. Таким образом, изучение влияния добавок ГВП на модуль деформации  $E$ , относящийся к основным характеристикам механических свойств грунтов, определяющих их деформации [4], представляет собой актуальную задачу.

В настоящее время существуют различные методики полевых [5–7] и лабораторных [8–10] определений модуля деформации  $E$  грунта, а также последующей статистической обработки полученных в ходе исследований результатов [11]. Порядок и объём таких исследований определяется в соответствии с планом эксперимента [12, 13] и требованиями действующих нормативных документов [3, с. 13]. Так, например, в соответствии с требованиями [3, с. 24] при определении значения механических характеристик грунта необходимо провести не менее шести измерений. В то же время корректная, с учётом необходимости определения закона распределения результатов частных определений характеристик, статистическая обработка данных при прямых многократных измерениях в соответствии с методикой [14] требует как минимум 15 допущенных после исключения грубых погрешностей результатов измерений. С учётом длительности определений, измеряемой, как правило, часами, сама процедура определения требуемых расчётных

## Уровни и интервалы варьирования факторов влияния

Факторы влияния	Нижний уровень	Верхний уровень	Основной уровень	Интервал варьирования
$d_s$ , мм	0,080	0,409	0,245	0,165
$w$ , д.е.	0,03	0,15	0,09	0,06
$\Phi_{ГВП}$ (Участок I), д.е.	0,00	0,10	0,05	0,05
$\Phi_{ГВП}$ (Участок II), д.е.	0,10	0,40	0,25	0,15

характеристик механических свойств является продолжительной по времени и затратной по привлекаемым ресурсам.

Решение проблемы сокращения временных и материальных затрат при определении характеристик механических свойств грунта видится в использовании современных достижений в области информационных технологий. Современный уровень развития вычислительной техники, не только аппаратное, но и программное обеспечение, открывает новые возможности в использовании современных достижений в ИТ-технологии в прикладных отраслях человеческой деятельности. Одно из таких направлений — это определение характеристик свойств материалов с привлечением современных методов и приёмов. Так, например, в своей работе [15] авторы сообщают о достижении 6 % расхождения между данными экспериментальных исследований и данными механического и термического моделирования образцов с помощью программного обеспечения ABAQUS. Особый интерес представляет исследование [16], в котором авторы для определения характеристик прочностных свойств грунта использовали искусственную нейронную сеть (ИНС). I. V. Ofrikhter и др. сообщают об уменьшении с 50,43 % до 15,33 % величины средней абсолютной ошибки определения удельного сцепления глинистого грунта и его угла внутреннего трения с помощью ИНС по сравнению с регрессионным уравнением (РУ), полученным в соответствии с действующими методиками планирования эксперимента [12, 13]. К аналогичному заключению о преимуществах использования ИНС в сравнении с традиционными методами, использующими РУ, пришли D. Angshuman и др., исследуя модуль сдвига и избыточное давление поровой воды в четвертичном аллювиальном песке средней плотности [17].

**Постановка задачи исследования.** Объектом исследований была выбрана деформационная характеристика — модуль деформации  $E$  БК (песчаного грунта с добавками ГВП). Применение ИНС для определения модуля деформации  $E$  БК было выбрано в качестве предмета исследования. Цель выполненных исследований — определение модуля деформации  $E$  БК с помощью ИНС. Для достижения поставленной цели были выполнены следующие задачи:

- 1) проведены лабораторные исследования по определению модуля деформации  $E$  БК с различным процентным содержанием ГВП;
- 2) разработаны ИНС и РУ для определения модуля деформации  $E$  БК;
- 3) выполнен сравнительный анализ использования ИНС и РУ для определения модуля деформации  $E$  БК.

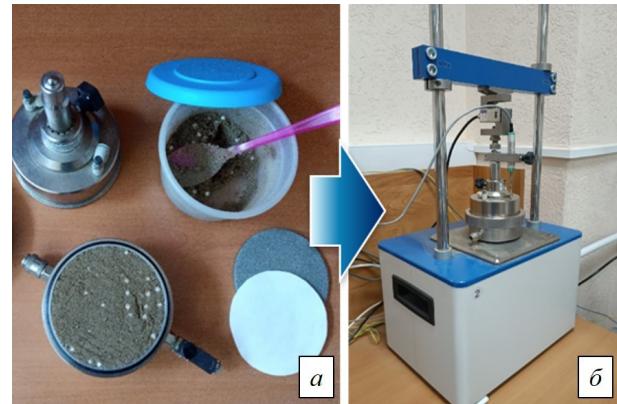


Рис. 1. Автоматизированный испытательный комплекс «АСИС»:  
а) одометр с образцом бинарного композита;  
б) нагружающее устройство (компрессионный прибор)

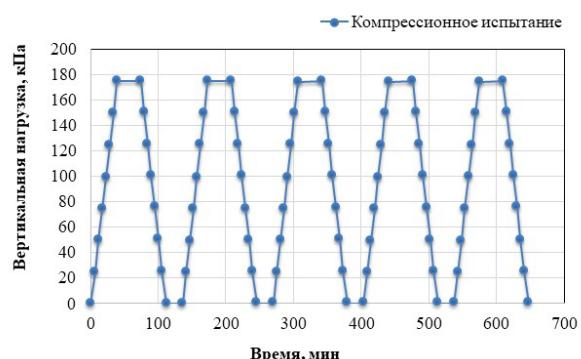


Рис. 2. Программа циклических компрессионных испытаний образцов БК

**Лабораторные исследования.** В соответствии с поставленными задачами на начальном этапе исследований в лабораторных условиях были выполнены работы по определению модуля деформации  $E$  БК с содержанием ГВП от 0 % до 40 %. В соответствии с используемой на практике методикой [12, 13] был разработан план проведения исследований по определению модуля деформации  $E$  БК. В соответствии с планом эксперимента модуль деформации  $E$  (МПа) БК является зависимым, искомым параметром. В качестве независимых факторов влияния были выбраны: эквивалентный диаметр частиц грунта  $d_s$  (мм), влажность БК  $w$  (д.е.), объёмная доля ГВП в БК  $\Phi_{ГВП}$  (д.е.), начальная плотность БК  $\rho_n$  (г/см<sup>3</sup>). В табл. 1 представлены уровни и интервалы варьирования только для трёх независимых факторов ( $d_s$ ,  $w$ ,  $\Phi_{ГВП}$ ), поскольку для начальной плотности БК  $\rho_n$  определение уровней и интервала варьиро-

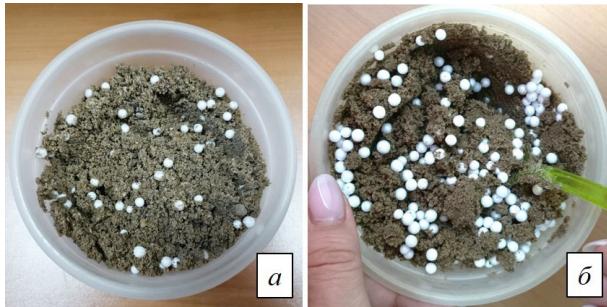


Рис. 3. Изготовление образцов бинарного композита с составом:  
а)  $d_s = 0,409$  мм;  $w = 0,03$ ;  $\varphi_{\text{ГВП}} = 0,1$   
б)  $d_s = 0,08$  мм;  $w = 0,03$ ;  $\varphi_{\text{ГВП}} = 0,4$

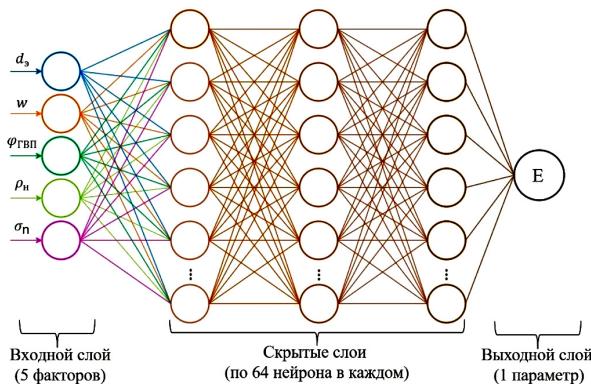


Рис. 4. Структура разработанной ИНС

вания на практике не представлялось возможным. Причём использование двух диапазонов (участок I и участок II) для фактора  $\varphi_{\text{ГВП}}$  было обусловлено результатами ранее выполненных исследований [18].

Компрессионные испытания образцов БК проводились на автоматизированном испытательном комплексе «АСИС» (рис. 1) в соответствии с действующей методикой [9].

На рис. 2 представлена программа циклических испытаний, включающая пять этапов компрессионных нагрузений образцов БК до величины 180 кПа.

Выбор максимальной величины вертикального нагружения обусловлен фактическим давлением на грунт основания вертикального стального резервуара ёмкостью 50000 м<sup>3</sup> для хранения нефти и нефтепродуктов при проведении его гидравлических испытаний.

На рис. 3 представлены образцы БК с различным содержанием ГВП диаметром 2–4 мм. В качестве основы БК был использован песок средней крупности.

В ходе компрессионных испытаний для каждого независимого фактора и его уровней было исследовано не менее 12 образцов образца БК с различным содержанием ГВП. Всего в исследованиях было использовано 153 образца БК.

**Искусственная нейронная сеть.** Для работы с результатами лабораторных исследований с помощью алгоритмического языка Python была разработана ИНС [19]. На рис. 4 представлена структура разработанной ИНС, состоящая из пяти слоёв: одного входного, одного выходного и трёх скрытых, включающих 64 нейрона каждый. При этом входной слой содержит 5 нейронов по числу учитываемых факторов: эквивалентный диаметр частиц

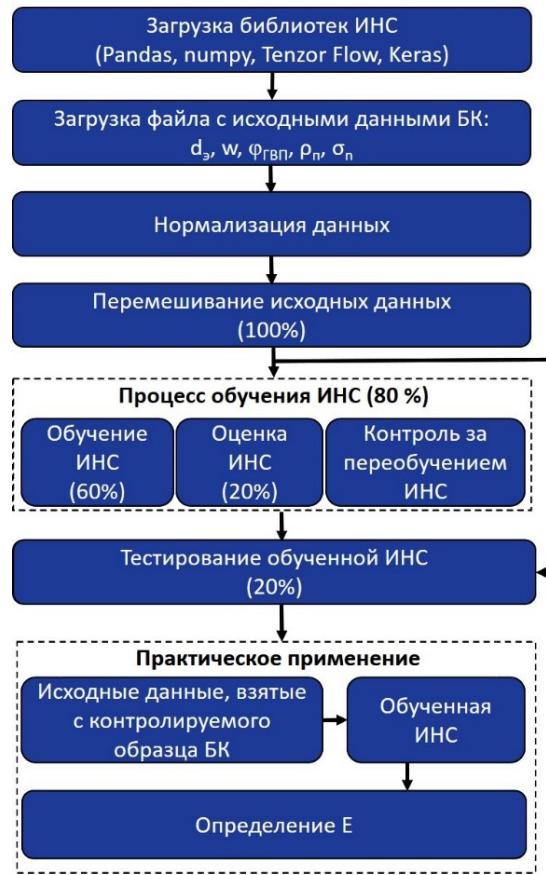


Рис. 5. Алгоритм обучения и практического использования ИНС

грунта  $d_s$ , влажность БК  $w$ , объёмная доля ГВП в БК  $\varphi_{\text{ГВП}}$ , начальная плотность БК  $\rho_n$ , вертикальная нагрузка  $\sigma_n$ . Выходной слой содержит один нейрон — модуль деформации  $E$  БК.

Непосредственно сам алгоритм обучения и практического использования обученной ИНС представлен на рис. 5. Поскольку процесс обучения ИНС носит стохастический характер, в ходе апробации ИНС была выполнена серия из 100 последовательных обучений и последующих тестирований с различными наборами обучающих исходных данных.

Для оценки качества обученной ИНС были использованы: абсолютная величина среднего значения относительной погрешности  $|\bar{\delta}|$  (далее — погрешность) и коэффициент детерминации  $R^2$  определения модуля деформации  $E$  БК с помощью обученной ИНС.

**Результаты исследований.** На рис. 6 представлена гистограмма распределения значений модуля деформации  $E$  БК. В соответствии с действующими методиками при статистической обработке результатов прямых многократных определений модуля деформации  $E$  БК принимается гипотеза о принадлежности результатов измерений нормальному распределению [14]. Для проверки гипотезы о нормальном характере распределения вероятностей полученных данных были использованы: критерий согласия Пирсона (кси-квадрат) [20], Колмогорова — Смирнова [21] и критерий Андерсона — Дарлинга [22].

При выборе тестов учитывались следующие факторы: размер выборки (в исследовании —  $n = 18360$ ), уровень значимости при принятии нулевой гипотезы ( $\alpha = 0,05$ ), а также вероятность возникновения мультимодальности или «хвостов»

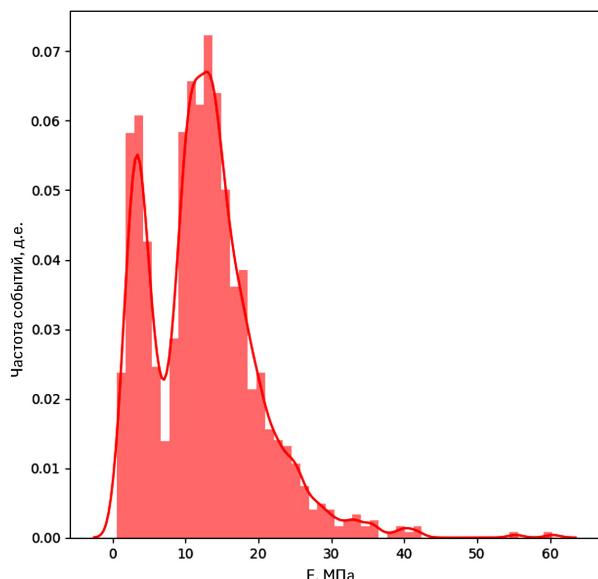


Рис. 6. Гистограмма распределения значений модуля деформации  $E$  БК

в приведенной выборке. По результатам проверки гипотезы о нормальном характере распределения полученных данных всеми тестами была отвергнута.

Таким образом, опровержение гипотезы ставит под сомнение корректность дальнейшего использования действующих методик статистической обработки результатов лабораторных испытаний. Поскольку нормативными документами не предусмотрены иные варианты статистической обработки данных, вопрос о разработке РУ для описания влияния независимых параметров на целевой параметр остаётся открытым.

Для решения выявленной проблемы было предложено использовать ИНС. В соответствии с алгоритмом (рис. 5) для определения модуля деформации требуется предварительно обученная ИНС. Поскольку результаты обучения ИНС носят стохастический характер, возникает необходимость статистической оценки данного вероятностного процесса. Для этого процесс обучения ИНС и последующего её тестирования был выполнен многократно. На рис. 7 представлен пример тестирования

обученной ИНС. Величина относительной погрешности  $\delta$  по Test-массиву определяется уравнением вида

$$\delta = \frac{E_{\text{ИНС}} - E_{\text{Test}}}{E_{\text{Test}}} \cdot 100 \%, \quad (1)$$

где  $E_{\text{ИНС}}$  — модуль деформации  $E$  БК, определённый с помощью ИНС, МПа;  $E_{\text{Test}}$  — модуль деформации  $E$  БК из Test-массива, определённый по результатам компрессионных испытаний в лабораторных условиях, МПа.

На рис. 8 представлены результаты оценки многократного обучения ИНС и последующего её тестирования. Как видно из представленных данных, минимальное значение погрешности определения модуля деформации  $E$  БК равно  $|\delta|_{\min} = 14,0\%$ . В свою очередь, максимальное значение погрешности определения модуля деформации  $E$  БК равно  $|\delta|_{\max} = 49,5\%$ . При этом минимальная величина коэффициента детерминации определения модуля деформации  $E$  БК равна  $R^2_{\min} = 0,4887$ , а его максимальное значение равно  $R^2_{\max} = 0,9083$ . При доверительной вероятности  $P = 95\%$  погрешность равна  $|\delta| = 11,8\%$ , а значение коэффициента детерминации обученной ИНС —  $R^2 = 0,5641$ , что характеризует модель как удовлетворительную [23].

В свою очередь, при доверительной вероятности  $P = 99\%$  погрешность составила  $|\delta| = 50,5\%$ , а коэффициент детерминации —  $R^2 = 0,4694$ .

В табл. 2 представлены характеристики генеральной совокупности выборки данных погрешности  $|\delta|$  и коэффициента детерминации  $R^2$  обученной ИНС. При этом было установлено, что распределение непосредственно самой погрешности определения модуля деформации  $E$  БК носит нормальный характер.

Поскольку в ходе исследования была установлена несостоительность методик статистической обработки результатов лабораторных испытаний действующих нормативных документов, в качестве зависимости модуля деформации  $E$  от объёмной доли ГВП в БК  $\Phi_{\text{ГВП}}$  для участков I и II [18] были предложены эмпирические уравнения. Для участка I предложено уравнение вида

$$E = 18,974 + 1,907 \cdot X_1 - 2,474 \cdot X_2, \quad (2)$$

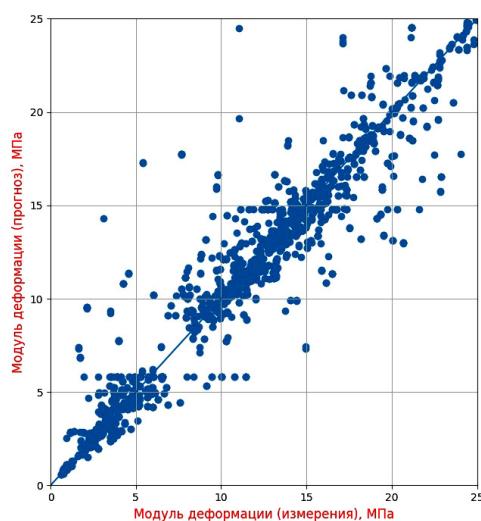
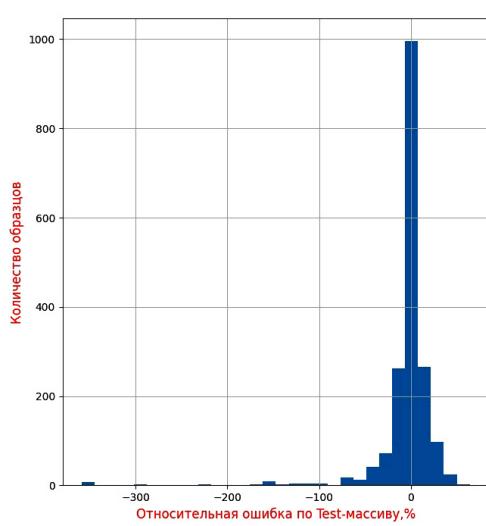


Рис. 7. Пример тестирования обученной ИНС

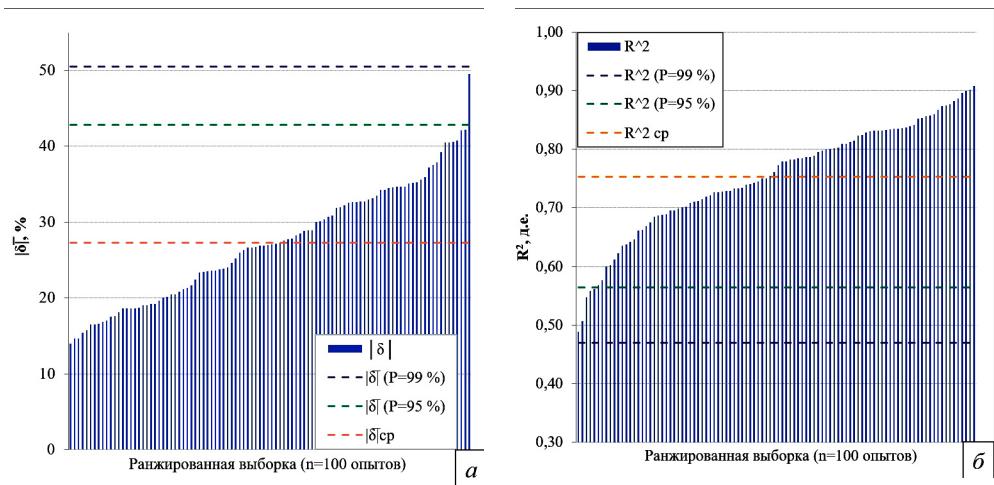


Рис. 8. Результаты тестирования обученной ИНС:  
а) абсолютное значение относительной погрешности;  
б) коэффициент детерминации

Таблица 2

Характеристики генеральной совокупности выборки данных обученной ИНС

Название показателя	Значение	
Объем выборки, шт.	100	
Критерий качества модели (метрика)	абсолютное значение относительной погрешности $ \deltā $ , %	коэффициент детерминации $R^2$ , д.е.
<i>Показатели среднего положения (центральной тенденции)</i>		
Среднеарифметическое значение	27,3	0,7535
Мода $M_o$	19,2	0,7271
Медиана $M_e$	27,0	0,7673
<i>Показатели разнообразия признака (разброса, изменчивости)</i>		
Среднее квадратическое отклонение $\sigma$	7,8	0,0947
Дисперсия $\sigma^2$	59,6	0,0089
Коэффициент вариации $C_v$	0,2845	0,1257
<i>Показатели формы распределения</i>		
Коэффициент асимметрии $A_s$	0,2800	-0,6376
Коэффициент эксцесса $E_x$	-0,5889	-0,0559

где  $E$  — модуль деформации БК, МПа;  $X_1$  — эквивалентный диаметр частиц песчаного грунта, мм;  $X_2$  — объемная доля ГВП в БК, д.е.

В свою очередь, для участка II предложено уравнение вида

$$E = 13,963 - 5,198 \cdot X_2. \quad (3)$$

На рис. 9 представлены примеры тестирования обученной ИНС и регрессионных уравнений на одинаковых массивах данных.

На рис. 10 представлены результаты оценки определения модуля деформации  $E$  БК с помощью РУ (2) и (3).

Как видно из представленных на рис. 10 данных, минимальное значение погрешности определения модуля деформации  $E$  БК равно  $|\deltā|_{min} = 113,4\%$ . В свою очередь, максимальное значение погрешности определения модуля деформации  $E$  БК равно  $|\deltā|_{max} = 135,8\%$ . При этом минимальная величина коэффициента детерминации определения модуля деформации  $E$  БК равна  $R^2_{min} = 0,0817$ , а его мак-

симальное значение равно  $R^2_{max} = 0,1829$ . При доверительной вероятности  $P = 95\%$  погрешность равна  $|\deltā| = 133,1\%$ , а значение коэффициента детерминации РУ —  $R^2 = 0,0857$ , что характеризует модель как неудовлетворительную. В свою очередь, при доверительной вероятности  $P = 99\%$  погрешность равнялась  $|\deltā| = 137,8\%$ , а коэффициент детерминации РУ —  $R^2 = 0,0643$ . Очевидно, что неудовлетворительные величины статистических критерии точности, полученные при тестировании РУ, свидетельствуют о её неприемлемой достоверности.

В табл. 3 представлены характеристики генеральной совокупности выборки данных погрешности  $|\deltā|$  и коэффициента детерминации  $R^2$  определения с помощью РУ (2) и (3).

Как видно из данных, представленных в табл. 2 и 3, выборки результатов тестирования обученной ИНС и РУ являются достаточно однородными, поскольку коэффициенты вариации  $C_v$  как для погрешности  $|\deltā|$ , так и для коэффициента детерминации  $R^2$  не превышают 0,33 [24]. Кроме того, было установлено, что при доверительной вероятности

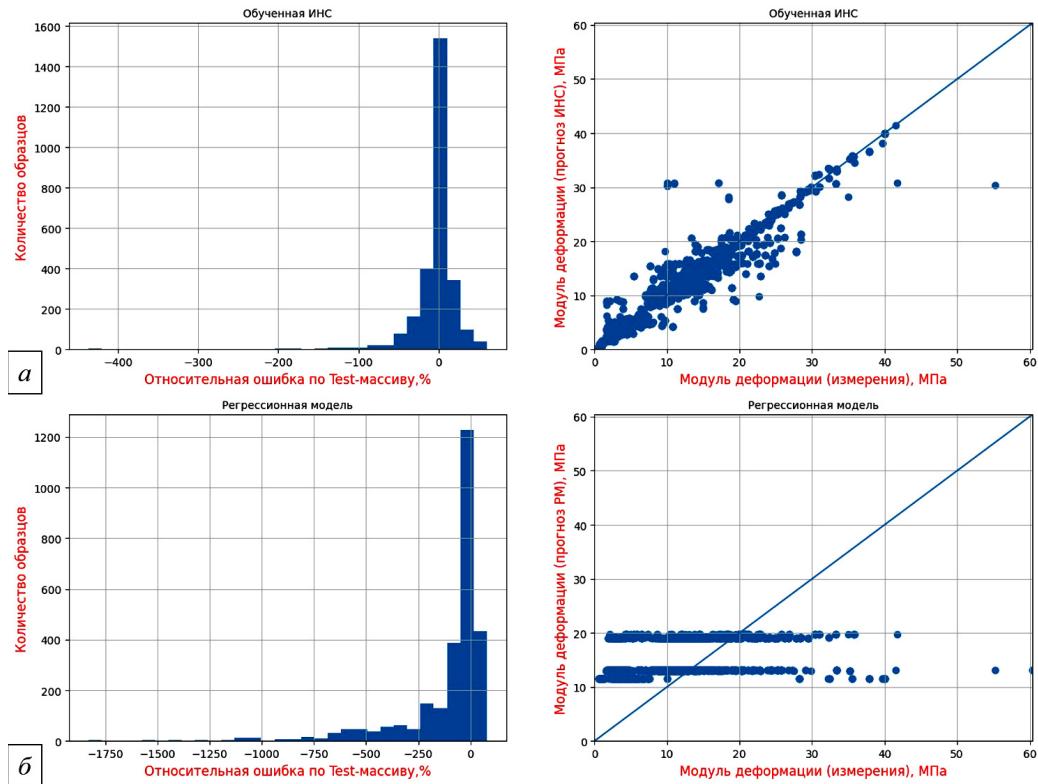
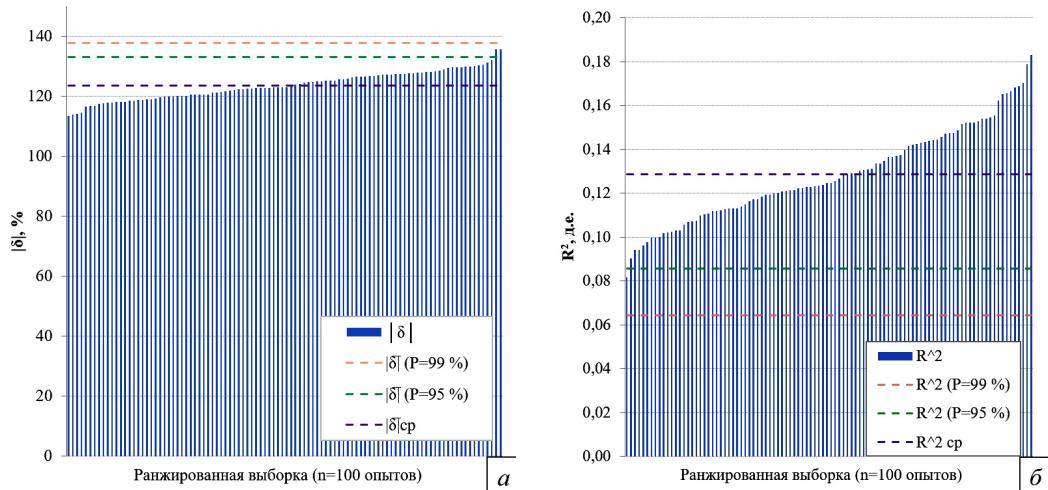


Рис. 9. Примеры тестирования: а) обученная ИНС; б) регрессионные уравнения

Рис. 10. Результаты тестирования регрессионного уравнения (РУ):  
а) абсолютное значение относительной погрешности; б) коэффициент детерминации

$P = 95\%$  погрешность  $|\bar{\delta}|$  определения с помощью обученной ИНС в 11 раз меньше аналогичного параметра РУ, а значение коэффициента детерминации  $R^2$  обученной ИНС в 6,6 раза больше, чем для разработанного РУ. В свою очередь, при доверительной вероятности  $P = 99\%$  погрешность  $|\bar{\delta}|$  определения с помощью обученной ИНС в 2,7 раза меньше, а значение коэффициента детерминации  $R^2$  обученной ИНС в 7,3 раза больше, чем аналогичные параметры РУ.

**Обсуждение результатов исследований.** Действующие методики статистической обработки результатов измерений основаны на гипотезе об их нормальном распределении. По результатам статистической обработки лабораторных определений модуля деформации  $E$  153-х образцов БК с различным процентным содержанием ГВП была опро-

вергнута гипотеза об их (результатов определений  $E$ ) принадлежности нормальному распределению. Следствием отклонения гипотезы стала невозможность использования методик действующих нормативных документов для корректной разработки РУ. Разработанная и обученная ИНС позволила успешно разрешить проблему определения модуля деформации  $E$  БК по характеристикам его физических свойств: эквивалентному диаметру частиц грунта  $d_s$ , влажности  $w$ , объемной доли ГВП в БК  $\phi_{\text{ГВП}}$  и начальной плотности БК  $\rho_n$ . Сравнительный анализ результатов тестирования обученной ИНС и РУ подтвердил корректность принятого решения. Тем не менее очевидно, что достигнутая удовлетворительная точность определения модуля деформации БК требует дальнейших исследований, направленных на её повышение.

## Характеристики генеральной совокупности выборки данных регрессионного уравнения

Название показателя	Значение	
Объем выборки, шт.	100	
Критерий качества модели (метрика)	абсолютное значение относительной погрешности $\bar{\delta}$ , %	коэффициент детерминации $R^2$ , д.е.
<i>Показатели среднего положения (центральной тенденции)</i>		
Среднеарифметическое значение	123,7	0,1285
Мода Mo	120,0	0,1119
Медиана Me	123,0	0,1246
<i>Показатели разнообразия признака (разброса, изменчивости)</i>		
Среднее квадратическое отклонение $\sigma$	4,8	0,0214
Дисперсия $\sigma^2$	22,1	$4,58 \cdot 10^{-4}$
Коэффициент вариации $C_v$	0,0282	0,1667
<i>Показатели формы распределения</i>		
Коэффициент асимметрии $A_s$	0,0841	0,3294
Коэффициент эксцесса $E_x$	-0,4109	-0,4072

**Заключение.** Проведённые исследования подтвердили возможность определения модуля деформации  $E$  образцов БК с помощью ИНС. При этом использование обученной ИНС для определения модуля деформации  $E$  образцов БК позволяет не только исключить необходимость проверки гипотезы о принадлежности результатов измерений нормальному распределению, но и повысить точность определения исследуемой характеристики.

## Библиографический список

1. Gruzin A. V., Grinevich E. S., Klimanov D. N. The study of deformation properties of a sand soil – expanded polystyrene granules mixture under cyclic loading conditions // Journal of Physics: Conference Series. 2020. Vol. 1441 (1). P. 012062-1 – 012062-12. DOI: 10.1088/1742-6596/1441/1/012062.
2. Gruzin A. V., Tokarev V. V., Shalai V. V., Logunova Yu. V. The Artificial Additives Effect to Soil Deformation Characteristics of Oil and Oil Products Storage Tanks Foundation // Procedia Engineering. 2015. Vol. 113. P. 158 – 168. DOI: 10.1016/j.proeng.2015.07.311.
3. СП 22.13330.2016. Основания зданий и сооружений (Актуализированная редакция СНиП 2.02.01-83\*). Введ. 2017 – 07 – 01. Доступ из справ.-правовой системы «Консультант Плюс».
4. Болдырев Г. Г. Методы определения механических свойств грунтов с комментариями к ГОСТ 12248-2010: моногр. 2-е изд., доп. и испр. Москва: Прондо, 2014. 812 с. ISBN 978-5-905463-45-7.
5. ГОСТ 20276-2012. Грунты. Методы полевого определения характеристик прочности и деформируемости. Введ. 2013 – 07 – 01. Москва: Стандартинформ, 2013. 45 с.
6. ГОСТ Р 58270-2018. Грунты. Метод испытаний расклинивающим дилатометром. Введ. 2018 – 11 – 02. Москва: Стандартинформ, 2018. 10 с.
7. ГОСТ 19912-2012 Грунты. Методы полевых испытаний статическим и динамическим зондированием. Введ. 2013 – 11 – 01. Москва: Стандартинформ, 2019. 23 с.
8. ГОСТ 12248.3-2020. Грунты. Определение характеристик прочности и деформируемости методом трехосного сжатия. Введ. 2021 – 06 – 01. Москва: Стандартинформ, 2020. 27 с.
9. ГОСТ 12248.4-2020. Грунты. Определение характеристик деформируемости методом компрессионного сжатия. Введ. 2021 – 06 – 01. Москва: Стандартинформ, 2020. 19 с.
10. ГОСТ Р 59958-2021. Грунты. Метод определения пределов прочности и модуля деформации при испытании сосредоточенной нагрузкой. Введ. 2022 – 01 – 01. Москва: Стандартинформ, 2020. 19 с.
11. ГОСТ 20522-2012. Грунты. Методы статистической обработки результатов испытаний. Введ. 2013 – 07 – 01. Москва: Стандартинформ, 2019. 16 с.
12. Хикс Ч. Основные принципы планирования эксперимента / пер. с англ. Т. И. Голиковой. Москва: Мир, 1967. 406 с.
13. Адлер Ю. П., Маркова Е. В., Грановский Ю. В. Планирование эксперимента при поиске оптимальных условий. 2-е изд., перераб. и доп. Москва: Наука, 1976. 279 с.
14. ГОСТ 8.736-2011. Государственная система обеспечения единства измерений. Измерения прямые многократные. Методы обработки результатов измерений. Основные положения. Введ. 2011 – 12 – 13. Москва: Стандартинформ, 2019. 18 с.
15. Chung S.-Y., Elrahman M. A., Stephan D. Effects of expanded polystyrene (EPS) sizes and arrangements on the properties of lightweight concrete // Materials and Structures. 2018. Vol. 51 (3). P. 1 – 11. DOI: 10.1617/s11527-018-1182-3.
16. Ofrikhter I. V., Ponomaryov A. B., Zakharov A. V. [et al.]. Estimation of soil properties by an artificial neural network // Magazine of Civil Engineering. 2022. Vol. 110 (2), no. 11011. P. 1 – 7. DOI: 10.34910/MCE.110.11.
17. Angshuman D., Chakrabortty P. Simple models for predicting cyclic behaviour of sand in quaternary alluvium // Arabian Journal of Geosciences. 2022. Vol. 15. P. 1 – 19. DOI: 10.1007/s12517-022-09639-6.
18. Пат. 2676778 Российской Федерации, МПК Е 02 D 27/35 (2006.01). Фундамент резервуара с улучшенными теплоизоляционными свойствами / Грузин А. В., Шалай В. В., Крупников В. И. № 2018107360; заявл. 27.02.2018; опубл. 11.01.2019, Бюл. № 2.
19. Chollet F. Deep Learning with Python. New York: Manning Shelter Island, 2018. 384 р.
20. Кобзарь А. И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников. Москва: Физматлит, 2006. 816 с. ISBN 5-9221-0707-0.
21. Смирнов Н. В. Курс теории вероятностей и математической статистики для технических приложений. 3-е изд., стер. Москва: Наука, 1969. 511 с.
22. Anderson T. W. Asymptotic theory of certain goodness of fit criteria based on stochastic processes // Annals of

Mathematical Statistics. 1952. Vol. 23. P. 193 – 212. DOI: 10.1214/AOMS/1177729437.

23. Метрики качества линейных регрессионных моделей // Аналитическая платформа (Loginom). URL: <https://loginom.ru/blog/classification-quality> (дата обращения: 22.11.2023).

24. Степнов М. Н. Статистические методы обработки результатов механических испытаний: справ. Москва: Машиностроение, 1985. 232 с.

ция и метрология» Омского государственного технического университета, г. Омск.

Адрес для переписки: klim\_grin\_katyusha8@mail.ru

#### Для цитирования

Климанова Е. С. Определение модуля деформации бинарного композита с помощью искусственной нейронной сети // Омский научный вестник. 2024. № 2 (190). С. 153 – 162. DOI: 10.25206/1813-8225-2024-190-153-162.

Статья поступила в редакцию 15.12.2023 г.

© Е. С. Климанова

**КЛИМАНОВА Екатерина Сергеевна**, инженер, ас-  
систент кафедры «Нефтегазовое дело, стандартиза-

# DETERMINATION OF THE DEFORMATION MODULUS OF BINARY COMPOSITE USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Using of existing methods of determining the characteristics of soils which are part of current regulatory documents and which are based on the hypothesis of normal character of distribution require considerable time and material costs. According to the results of conducted laboratory researches the hypothesis wasn't confirmed. In the paper it proposes to use trained artificial neural network for determination of the deformation modulus of binary composite «sand — granules of expanded polystyrene». Thus, it has been proven efficiency proposing method using trained artificial neural network in compare classical regression equation for determination of the deformation modulus of the binary composite. With a confidence probability of  $P = 95\%$  the absolute value of the relative error is equal to 11,8 % the proposing learning artificial neural network in 11 times less than the absolute value of the relative error of classical regression equation. Also with a confidence probability of  $P = 95\%$  the coefficient of determination is equal to 0,5641 and in 6,6 times less than it of regression equation. Further research will be directed to the selection of the values of the parameters of the artificial neural network program for increase the accuracy of determining the deformation modulus of the binary composite.

**Keywords:** relative error in determining the characteristic, coefficient of determination, regression equation, artificial neural network, sand, granules of expanded polystyrene.

## References

1. Gruzin A. V., Grinevich E. S., Klimanov D. N. The study of deformation properties of a sand soil — expanded polystyrene granules mixture under cyclic loading conditions // Journal of Physics: Conference Series. 2020. Vol. 1441 (1). P. 012062-1—012062-12. DOI: 10.1088/1742-6596/1441/1/012062. (In Engl.).
2. Gruzin A. V., Tokarev V. V., Shalai V. V., Logunova Yu. V. The Artificial Additives Effect to Soil Deformation Characteristics of Oil and Oil Products Storage Tanks Foundation // Procedia Engineering. 2015. Vol. 113. P. 158—168. DOI:10.1016/j.proeng.2015.07.311. (In Engl.).
3. SP 22.13330.2016. Osnovaniya zdaniy i sooruzheniy (Aktualizirovannaya redaktsiya SNiP 2.02.01-83\*) [Foundations of buildings and structures (Updated edition of Building Codes and Regulations 2.02.01-83\*)]. Available at «Consultant Plus» System. (In Russ.).
4. Boldyrev G. G. Metody opredeleniya mekhanicheskikh svoystv gruntov s kommentariyami k GOST 12248-2010 [Methods for determining the mechanical properties of soils with comments on GOST 12248-2010]. 2th ed. Moscow, 2014. 812 p. ISBN 972-5-905463-45-7. (In Russ.).
5. GOST 20276-2012. Grunty. Metody polevogo opredeleniya kharakteristik prochnosti i deformiruyemosti [Soils. Field methods for determining the strength and strain characteristics]. Moscow, 2013. 45 p. (In Russ.).
6. GOST R 58270-2018. Grunty. Metod ispytaniy rasklinivayushchim dilatometrom. vved. vperwyye [Soils. Method of wedging dilatometer test]. Moscow, 2018. 10 p. (In Russ.).
7. GOST 19912-2012. Grunty. Metody polevykh ispytaniy staticheskim i dinamicheskim zondirovaniyem [Soils. Field test methods: cone penetration test and dynamic probing]. Moscow, 2019. 23 p. (In Russ.).
8. GOST 12248.3-2020. Grunty. Opredeleniye kharakteristik prochnosti i deformiruyemosti metodom trekhosnogo szhatiya [Soils. Determination of strength and deformation parameters by triaxial compression testing]. Moscow, 2020. 27 p. (In Russ.).
9. GOST 12248.4-2020. Grunty. Opredeleniye kharakteristik deformiruyemosti metodom kompressionsnogo szhatiya [Soils. Determination of deformation parameters by compression testing]. Moscow, 2020. 19 p. (In Russ.).
10. GOST R 59958-2021. Grunty. Metod opredeleniya predelov prochnosti i modulya deformatsii pri ispytaniy soсredotochennoy nagruzkoj [Soils. Test method for determination of the strength and deformation modulus experiencing a point load]. Moscow, 2020. 19 p. (In Russ.).
11. GOST 20522-2012. Grunty. Metody statisticheskoy obrabotki rezul'tatov ispytaniy [Soils. Methods of statistical treatment of test results]. Moscow, 2019. 16 p. (In Russ.).
12. Hiks Ch. Osnovnyye printsyipy planirovaniya eksperimenta [Fundamental concepts in the design of experiments] / trans. from Engl. T. I. Golikovoy. Moscow, 1967. 406 p. (In Russ.).
13. Adler Yu. P., Markova E. V., Granovskiy Yu. V. Planirovaniye eksperimenta pri poiske optimal'nykh usloviy [Planning an experiment when searching for optimal conditions]. 2th ed. Moscow, 1976. 279 p. (In Russ.).
14. GOST 8.736-2011. Gosudarstvennaya sistema obespecheniya edinstva izmereniy. Izmereniya priamyye mnogokratnyye. Metody obrabotki rezul'tatov izmereniy. Osnovnyye polozheniya [State system for ensuring the uniformity of measurements. Multiple direct measurements. Methods of measurement results processing. Main principles]. Moscow, 2019.18 p. (In Russ.).

15. Chung S.-Y., Elrahman M. A., Stephan D. Effects of expanded polystyrene (EPS) sizes and arrangements on the properties of lightweight concrete // Materials and Structures. 2018. Vol. 51 (3). P. 1–11. DOI: 10.1617/s11527-018-1182-3. (In Engl.).
16. Ofrikhter I. V., Ponomaryov A. B., Zakharov A. V. [et al.]. Estimation of soil properties by an artificial neural network // Magazine of Civil Engineering. 2022. Vol. 110 (2), no. 11011. P 1–7. DOI: 10.34910/MCE.110.11. (In Engl.).
17. Angshuman D., Chakrabortty P. Simple models for predicting cyclic behaviour of sand in quaternary alluvium // Arabian Journal of Geosciences. 2022. Vol. 15. P. 1–19. DOI: 10.1007/s12517-022-09639-6. (In Engl.).
18. Patent 2676778 Russian Federation, IPC E02D 27/35 (2006.01). Fundament rezervuara s uluchshennymi teploizolyatsionnymi svoystvami [The foundation of the tank with improved thermal insulation properties] // Gruzin A. V., Shalay V. V., Krupnikov V. I. No. 2018107360. (In Russ.).
19. Chollet F. Deep Learning with Python. New York: Manning Shelter Island, 2018. 384 p. (In Engl.).
20. Kobzar A. I. Prikladnaya matematicheskaya statistika. Dlya inzhenerov i nauchnykh rabotnikov [Applied mathematical statistics. For engineers and scientists]. Moscow, 2006. 816 p. ISBN 5-9221-0707-0. (In Russ.).
21. Smirnov N. V. Kurs teorii veroyatnostey i matematicheskoy statistiki dlya tekhnicheskikh prilozheniy [Course on Probability Theory and Mathematical Statistics for Technical Applications]. 3rd ed. by ster. Moscow, 1969. 511 p. (In Russ.).
22. Anderson T. W. Asymptotic theory of certain goodness of fit criteria based on stochastic processes // Annals of Mathematical Statistics. 1952. Vol. 23. P. 193–212. DOI: 10.1214/AOMS/117729437. (In Engl.).
23. Metriki kachestva lineynykh regressionnykh modeley [Quality metrics for linear regression models] // Analiticheskaya platforma (Loginom). *Loginom Analytical Platform*. URL: <https://loginom.ru/blog/classification-quality> (accessed: 22.11.2023). (In Russ.).
24. Stepnov M. N. Statisticheskiye metody obrabotki rezul'tatov mekhanicheskikh ispytaniy [Statistical methods for processing mechanical test results]. Moscow, 1985. 232 p. (In Russ.).

**KLIMANOVA Ekaterina Sergeevna**, Engineer, Assistant of Oil and Gas Engineering, Standardization and Metrology Department, Omsk State Technical University, Omsk.

Correspondence address: [klim\\_grin\\_katyusha8@mail.ru](mailto:klim_grin_katyusha8@mail.ru)

#### For citations

Klimanova E. S. Determination of the deformation modulus of binary composite using artificial neural network // Omsk Scientific Bulletin. 2024. No. 2 (190). P. 153–162. DOI: 10.25206/1813-8225-2024-190-153-162.

Received December 15, 2023.

© E. S. Klimanova