важной составляющей программы повышения финансовой грамотности населения России.

1. Зверев В.А. Рынок ценных бумаг [Электронный ресурс]: учебник для бакалавров / В.А. Зверев, А.В. Зверева, С.Г. Евсюков, А.В. Макеев. — Электрон. текстовые данные. — М.: Дашков и К, 2018. — 256 с. — 978-5-394-02390-3. — URL: <http://www.iprbookshop.ru/85268.html> (Дата обращения: 22.07.2019).
2. Луговая Н.Г., Луговая Д.Е. Финансовая грамотность среди молодежи // Современные научные исследования и разработки. 2018. № 10 (27). С. 518-521.
3. Проект Национальной стратегии повышения финансовой грамотности в Российской Федерации на период 2017-2023 годов. — URL: <https://www.minfin.ru/common/upload/library/2017/05/main/Natsstrategiya.docx> (Дата обращения: 26.05.2020).
4. Филиппова Е.М. Информационные технологии в профессиональной педагогической деятельности: применение в программах магистратуры // Актуальные социально-экономические проблемы развития общества в России и за рубежом: материалы международной научно-практической конференции, Волгоград, 24 мая 2019 года. Волгоградский институт бизнеса. – Волгоград: Изд-во ВолгГМУ, 2019. С. 194-197.
5. Филиппова Е.М. Опыт организации научно-исследовательской работы студентов на информатических дисциплинах // Перспективы и возможности использования информационных технологий в науке, образовании и управлении: сборник материалов Всероссийской научно-практической конференции. – Астрахань, 2019. С. 136-139.
6. Филиппова Е.М. Проектно-исследовательская деятельность студентов педагогического вуза в процессе изучения информатических дисциплин // Известия Волгоградского государственного педагогического университета. 2019. № 10 (143). С. 60-65.

Константинов И.С., Лескин К.А., Яцынюк Д.А.

**Использование нейросетей для вычисления некоторых характеристик
строительных материалов на примере серных бетонов**

*Белгородский государственный национальный исследовательский университет
(Россия, Белгород)*

doi: 10.18411/lj-06-2020-80

idsp: ljjournal-06-2020-80

Аннотация

В данной работе исследуется возможность реализации искусственной нейронной сети, способной определять характеристики композиционных материалов на примере серных бетонов основываясь на полученных экспериментальных данных. В качестве эксперимента была создана нейросеть, рассчитывающая корректные значения предельного напряжения сдвига для серных бетонов при взаимодействии заполнителя и модифицирующей добавки. Для проведения эксперимента был реализован персептрон с 1 скрытым слоем и 5ю нейронами. В ходе сравнения результатов работы нейронной сети с эталонными значениями, были предложены дальнейшие способы развития данного направления с целью расширения числа параметров для улучшения эффективности применяемых методов поиска оптимальных значений.

Ключевые слова: нейронные сети, персептрон, состав композиционных материалов, свойства композиционных материалов, серный бетон, классификация бетона.

Abstract

In this paper, we study the feasibility of implementing an artificial neural network capable of determining the characteristics of composite materials using sulfur concrete as an example based on the obtained experimental data. As an experiment, a neural network was

created that calculates the correct values of the ultimate shear stress for sulfur concrete with the interaction of aggregate and modifying additives. For the experiment, a perceptron with 1 hidden layer and 5 neurons was implemented. In the course of comparing the results of the operation of the neural network with reference values, further methods of developing this direction were proposed with the aim of expanding the number of parameters to improve the efficiency of the methods used to search for optimal values.

Keywords: neural networks, perceptron, composition of composite materials, properties of composite materials, sulfur concrete, concrete classification.

Введение

В любой строительной отрасли остро стоит задача поиска эффективных композиционных материалов, решающих как ряд распространенных проблем, так и ряд специфических требований.

Основной проблемой при создании композиционных материалов является поиск оптимальных концентраций добавок в смеси для определения показателей их характеристик. Создание и тестирование экспериментальных смесей является трудоемкой задачей.

Целью данной работы является исследование возможностей нейросети определять конечные характеристики бетонов при взаимодействии компонентов, основываясь на ранее проведенных исследованиях, а также возможности предсказывать поведение характеристик при изменении концентраций веществ.

Постановка задачи

Данная работа опирается на статистические исследования проведенные в работе [1]. Бетонную смесь определяют рядом реологических свойств, среди которых предельное напряжение сдвига серных мастик, средняя плотность, пористость, прочность и теплофизические свойства[1].

Результаты исследования воспроизводятся применяя математическую модель с использованием нейронной сети, на основе многослойного перцептрона.

Для построения нейронной сети используются зависимости свойств серного бетона от объема его составляющих. Проводится анализ результатов с целью выявления возможных закономерностей.

Предполагается, что принцип проведения анализа составляющих и их влияние на характеристики однотипен, поэтому выбрано одно свойство и определенный набор компонентов, для того чтобы доказать способность нейросетей к воспроизведению этих показаний.

В качестве входных данных используются объемные значения таких компонентов как барит, в качестве наполнителя, и парафин, в качестве дисперсно-упрочняющей добавки. Исследуемым свойством выбрано предельное напряжение сдвига.

Для решения поставленной задачи реализуется нейросеть, отслеживающая степень влияния модифицирующих добавок на это свойство.

На выходе нейросеть должна показать ряд значений выбранной характеристики, соответствующих данным в работе [1]. Показатели должны быть максимально приближенными к эталонным значениям.

Построение и исследование нейросети для расчета характеристик серного бетона

Опираясь на статистические данные из работы [1], необходимо подготовить обучающий материал для нейросети.

Базовое значение характеристики определяется объемной степенью наполнения соответствующего наполнителя и отображены в исследованиях работы [1], что

используется при создании обучающей выборки. Степень влияния концентрации добавок на искомый показатель отображен в работе [1].

На вход данной модели подается два параметра – количественное значение объемной степени наполнителя и значение концентрации добавки, в процентах от массы серы.

Для построения нейросети необходимо определить её архитектуру и задать ряд внешних параметров, к которым относятся – количество скрытых слоев, количество нейронов скрытого слоя и скорость обучения нейросети.

Универсального метода определения архитектуры нейросети не существует – необходимо определить топологию сети, а затем экспериментальным путем подобрать остальные характеристики.

Поскольку уже имеются некоторые статистические данные, то становится возможным применение архитектуры обучения с учителем.

С целью минимизации ошибки работы многослойного перцептрона и получения желаемого выхода используется метод обратного распространения ошибки. Оптимальной функцией активации при этом является сигмоида, поскольку нормализованные значения входят в требуемый диапазон.

Для начала подбора параметров сети определяется 1 ассоциативный слой и затем производится сравнение результатов при обучении с различными параметрами. Параметр скорости обучения нейросети задан в промежутке от 0 до 1 с шагом 0.01. При этом обучение нейросети производится начиная с 2х нейронов и постепенно увеличивая их количество. Исследуемый диапазон ограничивается изменением количества модифицирующей добавки, определяемой в процентах от массы серы с показателями от 0% до 8%. Общее количество барита при этом остается равным 0.4. Результат работы показан на рисунке 1:

Рис.1. Результаты работы нейросети.

Можно заметить, что большинство графиков близки к эталонному показателю, но некоторые из них имеют большее отклонение от эталона.

Поскольку на данном этапе стоит задача в определении наиболее подходящей архитектуры нейросети, а также в подборе такого параметра как скорость обучения

нейросети, необходимо собрать статистику, основываясь на которой можно будет определить наиболее подходящее значение параметра.

Для оценки погрешности работы нейросети на определенных показателях рассчитаем среднеквадратичное отклонение для каждого шага параметра «скорость обучения». Аналогично рассчитаем данный показатель на нейросетях с большим количеством нейронов внутреннего слоя. На рисунке 2 показаны среднеквадратичные отклонения на каждом шаге параметра скорости обучения нейросети с количеством нейронов скрытого слоя от 2х до 15.

Рис.2. Среднеквадратичные отклонения на всех значениях параметра скорости обучения нейросети.

Рис.3. Медиана среднеквадратичного отклонения на всем промежутке параметра скорости обучения нейросети

Исходя из рисунка 2 можно увидеть степень влияния изменения параметра скорости обучения нейросети на результирующие показатели. Для определения средней картины степени влияния построим медианную линию рисунка 2.

Используя значения рисунка 3 можно определять допустимые пределы отклонений и таким образом выбирать параметр скорости обучения нейросети.

Для определения оптимального количества нейронов скрытого слоя рассчитаем сумму среднеквадратических отклонений относительно всех нейронов скрытого слоя.

Рис.4. Сумма среднеквадратических отклонений нейросети.

Для более ясной картины построим медианное распределение среднеквадратических отклонений на рисунке 5.

Рис.5 Медианное распределение среднеквадратических отклонений.

Исходя из рисунков 4 и 5 можно сделать вывод, что 5 нейронов это наиболее подходящее количество для решения данной задачи. Дальнейшее увеличение их количества не дает ощутимого преимущества, а в некоторых случаях показывает худший результат.

Подводя итог исследования для параметра «скорость обучения» было определено значение 0.52 как параметр с допустимой нормой отклонений, а оптимальное количество нейронов скрытого слоя – 5. При таких значениях глобальных параметров суммарное отклонение результатов, получаемых от нейронной сети находится в допустимом диапазоне.

Логическая схема полученного персептрона изображена на рис.6.

Рис. 6. Логическая схема персептрона.

Полученная нейросеть способна выдавать корректные значения для входных параметров в заданном диапазоне, а также в ближайшей окрестности за его пределами.

Анализ результатов исследования

Для анализа полученных результатов проводится сравнение между эталонными значениями, которые использовались для обучения нейросети из работы [1] с результатами нейросети, на тех же параметрах.

Поскольку в работе [1] имеются графики с определенными параметрами отображающими зависимости, то предлагается брать эти значения в качестве эталонных значений, используемых при обучении нейросети. В таблице 1 показано сравнение эталонных значений и результатов работы нейросети.

Таблица 1

Сравнение работы нейросети с эталонными значениями

Концентрация добавки, %	Эталонные показатели, Па	Результат работы нейросети, Па	Разница между эталоном и результатами работы нейросети, Па
0	450	450.079	-0.079
1	93.6	94.2199	-0.6199
2	79.65	78.4517	1.1983
3	77.85	78.237	-0.387
4	75.6	76.4857	-0.8857
5	73.8	73.8527	-0.0527
6	72	71.4362	0.5638
7	69.75	69.6021	0.1479
8	67.95	68.3353	-0.3853

Суммарное отклонение всех показателей составляет 4.319412 Па. Максимальное отклонение составляет 1.1983 Па.

Становится видно, что нейросеть максимально приблизилась к эталонным значениям. На графике 7 представлены результаты работы нейросети и сравнение с эталонными показателями:

Рис. 7. Сравнение эталонных значений и результата работы нейросети

Таким образом нейросеть может отвечать максимально приближенными к практическим результатам значениями, а также может экстраполировать дальнейшую степень влияния компонентов, основываясь на предыдущих результатах работы.

В дальнейшем предполагается возможность определения комплексного влияния нескольких добавочных компонентов и расширение возможностей нейросети или группы нейросетей. Планируется изучение способов задания степеней влияния компонентов на характеристики, при пересечении различных компонентов.

Заключение

В статье проводится анализ зависимостей составляющих композиционного бетона и анализ его основных свойств. В ходе анализа были определены основные компоненты для материала и выявлены зависимости свойств бетона от объема составляющих. Исходя из этих данных была разработана и реализована нейронная сеть на основе многослойного персептрона. Было проведено тестирование работы разработанной модели. По результатам тестирования было определено, что реализованная нейронная сеть позволяет достаточно точно определить степень влияния компонентов на исследуемую характеристику, что в свою очередь подтверждает эффективность применения нейросети для решения поставленной задачи. Дальнейшие исследования направлены на изучение возможностей применения нейросетевого подхода при росте числа используемых компонент в материале.

1. Болтышев С.А., 2003. Структура и свойства сверхтяжелых бетонов для защиты от радиации: диссертация кандидата технических наук. Пензенский государственный университет архитектуры и строительства, Пенза.
2. Розенблатт, Ф. Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга. — М.: Мир, 1965. — 480 с.
3. Хайкин, С. Нейронные сети: Полный курс. — 2-е изд. — М.: «Вильямс», 2006. — 1104 с.
4. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. — М.: Мир, 1992. — 240 с.
5. М. Минский, С. Пейперт. Персептроны — М.: «Мир», 1971.