

УДК 004.8:681.518.5
DOI 10.17513/snt.40145

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ С НЕЙРОНЕЧЕТКИМ ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ ПЛОТНОСТИ АСФАЛЬТОБЕТОННОЙ СМЕСИ ДЛЯ УКЛАДЧИКОВ

¹Прокопьев А.П., ²Большаков А.А.

¹ФГАОУ ВО «Сибирский федеральный университет», Красноярск, e-mail: prok1@yandex.ru;

²ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»,
Санкт-Петербург, e-mail: aabolshakov57@gmail.com

Цель работы – построение модели интеллектуальной системы автоматического контроля плотности асфальтобетонной смеси для укладчиков. Основные положения методологии, анализ и использование теоретических основ создания таких систем рассмотрены ранее в авторских публикациях. Рассматривается динамическая система дискретно-непрерывного процесса уплотнения асфальтобетонной смеси. В системе взаимодействуют элементы рабочего органа укладчика (трамбующий брус, вибрационная плита) и асфальтобетонная смесь. Дискретность проявляется в периодических ударных воздействиях на смесь элементами рабочего органа. Непрерывность процесса характеризуется изменением физико-механических свойств дорожного материала при уплотнении. Изменение свойств горячей асфальтобетонной смеси также зависит от многих переменных факторов: температуры окружающего воздуха; температуры смеси; качества смеси; структурной однородности распределения; температурной сегрегации; толщины слоя и др. Предложены четыре модели функциональных зависимостей показателей качества уплотнения от значимых переменных динамических параметров системы. Представлен алгоритм, реализующий предложенный метод, а также научные результаты, полученные на основе заданных переменных параметров полевого экспериментального исследования в реальных условиях строительства верхнего слоя асфальтобетонного покрытия автомобильной дороги. Научные результаты получены в результате исследования на базе мультидоменного анализа данных переменных вибрационных параметров процесса уплотнения.

Ключевые слова: интеллектуальная система, нейронечеткая сеть, асфальтоукладчик

DEVELOPMENT OF CONTROL SYSTEM MODEL WITH NEURO-FUZZY PREDICTION OF DENSITY ASPHALT CONCRETE MIXTURE FOR PAVERS

¹Prokopen A.P., ²Bolshakov A.A.

¹Siberian Federal University, Krasnoyarsk, e-mail: prok1@yandex.ru;

²Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg,
e-mail: aabolshakov57@gmail.com

The purpose of the work is to development of a model of an intelligent system for automatic monitoring of the density of asphalt concrete mixture for pavers. The main provisions of the methodology, analysis and use of the theoretical foundations for the creation of such systems were considered earlier in the author's publications. A dynamic system of discrete-continuous compaction of asphalt concrete mixture is considered. In the system, the elements of the paver's working body (tamper beam, vibrating plate) and the asphalt concrete mixture interact. Discreteness is manifested in periodic impact effects on the mixture by the elements of the screed. The continuity of the process is characterized by a change in the physical and mechanical properties of the road material during compaction. The change in the properties of the hot asphalt concrete mixture also depends on many variable factors: ambient air temperature; mixture temperature; the quality of the mixture; structural homogeneity of distribution; temperature segregation; layer thickness and others. Four models of functional dependencies of compaction quality indicators on significant variables of the dynamic parameters of the system are proposed. An algorithm that implements the proposed method is presented, as well as scientific results obtained on the basis of the specified variable parameters of a field experimental study in real conditions of construction of the upper layer of asphalt concrete pavement of a highway. Scientific results were obtained as a result of a study of variable vibration parameters of the compaction process based on multidomain data analysis.

Keywords: intelligent system, neuro-fuzzy network, paver

Введение

В процессе строительства верхних слоев асфальтобетонных (АБ) покрытий автомобильных дорог происходит формирование готового объекта. Качество покрытия зависит от эффективности процессов укладки и уплотнения горячей АБ смеси. До 50% дефектов будущей эксплуатации АБ покрытий зависит от равномерности

уплотнения АБ смеси во время строительства. Обеспечение этого фактора является научно-технической проблемой из-за высокой сложности процессов взаимодействия рабочих органов дорожных машин (ДМ) и АБ смеси, а также необходимости повышения производительности строительства при нормативном качестве дорожных покрытий.

Возможным решением проблемы обеспечения равномерной плотности АБ смеси по всей ширине автомобильной дороги во время строительства является усовершенствование технологического процесса на базе использования автоматизированных ДМ с элементами интеллектуального управления ими [1].

Методология, теоретические основы построения интеллектуальной системы автоматического контроля (САК) плотности для асфальтоукладчиков (АУ) и дорожных катков рассмотрена в авторских работах [2, 3]. Методы усовершенствования систем управления плотностью АБ смесей на базе киберфизической системы, применение более эффективной технологии строительства и использования автоматизированных АУ и дорожных катков рассмотрены в работе [4].

Цель исследования – построение модели интеллектуальной системы автоматического контроля плотности АБ смеси для укладчиков.

В работе рассматривается задача построения САК плотности на базе технологии вычислительного интеллекта – нечеткой нейронной сети, для повышения производительности уплотнения и равномерности плотности АБ смеси по всей ширине автомобильной дороги во время укладки смеси с учетом заданных в проекте производства работ значений показателей качества.

Материалы и методы исследования

Базовой информацией являются данные переменных, полученные учеными ВНИ-ИСДМ, СоюзДорНИИ и др., а также определенные автором с соавторами в результате полевого экспериментального исследования в пригороде Красноярска осенью 2021 г.

В рабочем процессе АУ обеспечивает распределение смеси по ширине рабочего органа, уплотнение и нивелирование поверхности заданного профиля и толщины. Современные АУ с рабочим органом, состоящим из трамбуемого бруса (ТБ), вибрационной плиты, прессующих планок, в процессе уплотнения обеспечивают деформирование АБ смеси, при этом уплотненность по всей ширине рабочего органа завершается за 4÷6 ударов ТБ. Особенностью процесса укладки АБ смеси АУ является то, что вибрационная плита рабочего органа, находясь в постоянном контакте с поверхностью смеси, обеспечивает структурное улучшение однородности слоя смеси. В зависимости от динамических вибропараметров рабочего органа АУ и физико-механических характеристик АБ смеси амплитуда, скорость и ускорение колебаний виброплиты непрерывно изме-

няются. В работах [5–7] авторы рассматривали задачу построения интеллектуальной САК плотности АБ смеси на базе нейросетевых структур.

Входные переменные. Переменные, определяемые на основе сигналов акселерометра, – показатели во временной области, показатели ICMVs в частотной области: *CMV*; *CCV*; *THD*; *AICV*; *ICV*; *MFD* [8–10].

Выходная переменная. Обычно после прохода АУ остается уплотненное АБ покрытие, которое характеризуется плотностью АБ смеси. Она зависит от количества циклов трамбуемых ударов, времени действия вибрационной нагрузки, а также скорости изменения напряженного состояния [11]. Заданную плотность можно обеспечить при настройках определенных значений режимных параметров АУ и дорожных катков, которые будут соответствовать физико-механическим свойствам уплотняемого материала. Выходной переменной системы является значение степени уплотнения АБ смеси, которая является достаточно информативной и определяет основное назначение будущего дорожного покрытия автомобильной дороги.

Постановку задачи построения системы автоматического контроля плотности смеси для АУ формально предложено представить в виде следующих функциональных зависимостей:

$$K_y = f(\text{Type}, V, f_t, f_{scr}, h, t_a, a_{rms}(a_p)), (1)$$

$$K_y = f(\text{Type}, V, f_t, f_{scr}, h, t_a, \text{ICMVs}), (2)$$

$$K_y = f(\text{Type}, V, f_t, f_{scr}, h, t_a, F_t), (3)$$

где *Type* – индекс типа смеси; *V* – скорость движения, м/мин; *f_t* – частота колебаний бруса, Гц; *f_{scr}* – частота колебаний плиты, Гц; *h* – толщина слоя смеси, м; *t_a* – температура поверхности смеси, °С; *a_{rms}* – среднеквадратичное значение (СКЗ) ускорения плиты, м/с²; *a_p* – максимальное абсолютное значение ускорения, м/с²; ICMVs – показатели интеллектуального уплотнения; *F_t* – усилие в толкателе бруса, кН.

Анализ переменных *Type*, *V*, *f_t*, *f_{scr}*, *h*, *t_a*, *a_p*, *a_{rms}*, *F_t*, ICMVs, представленных в моделях (1)–(3), показал хорошую корреляционную связь с плотностью асфальтобетонной смеси [12].

Использование интеллектуальной САК для АУ, построенной на базе моделей (1)–(3), за счет обеспечения высокой плотности АБ смеси по всей ширине рабочего органа АУ, позволит уменьшить количество применяемых в технологическом процессе дорожных катков, сократить время работы звена ДМ при уплотнении АБ смеси и, сле-

довательно, повысить производительность процесса уплотнения [12].

Предложено построение интеллектуальной САК плотности выполнить на базе гибридной нейронечеткой сети (ГННС). Они обладают достоинствами искусственных нейронных сетей (ИНС) прямого распространения (ПР) к обучению, а также хорошему объяснению выводов нечеткой логики. Недостатком ИНС является необходимость большого количества данных переменных для ее обучения.

В ГННС используется нечеткая логика, которая позволяет строить имитационные модели для условий неопределенности, а также недостатка исходных данных переменных [13]. В работе [14] рассмотрены особенности более десятка разновидностей ГННС: НИНС Такаги – Сугэно – Канга (TSK), Ванга – Менделя (VM), адаптивная НИНС ANFIS и др. Архитектуры сетей НИНС ANFIS (англ. Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) и GARIC (англ. Generalized Approximate Reasoning-based Intelligence Control) используются в системах управления [14].

Предложено исследовать использование ГННС типа ANFIS в качестве прогнозирующей модели САК плотности АБ смеси. Сеть ANFIS имеет структуру пятислойной ИНС ПР с нечеткой моделью вывода типа Такаги – Сугэно (TS).

Постановка задачи. Построить модель интеллектуальной САК плотности АБ смеси на базе ГННС MISO-типа, с учетом предложенных обоснованных вариантов моделей (рис. 1), отличающихся данными переменных вектора входного слоя сети ANFIS.

Предложен алгоритм синтеза модели ГННС САК плотности АБ смеси для АУ в среде программы MATLAB/Simulink.

Шаг 1. Накопление и предобработка (нормирование) набора данных переменных.

Шаг 2. Задание структуры ГННС САК плотности.

Шаг 3. Запуск ANFIS редактора.

Шаг 4. Загрузка обучающей выборки (файл *.dat).

Шаг 5. Построение исходной системы нечеткого логического вывода.

Шаг 6. Обучение модели ГННС типа ANFIS.

Шаг 7. Тестирование модели ГННС САК плотности.

Шаг 8. Сохранение файла (расширение *.fis.) модели построенной системы.

Шаг 9. Имитационное моделирование ГННС САК. Анализ результатов.

В программной среде MATLAB для системы типа ANFIS реализованы 8 функций принадлежности (ФП): треугольная (trimf); трапециевидная (trapmf); колоколообразная (gbellmf); гауссова и двухсторонняя гауссова (gaussmf и gauss2mf); Пи-образная функция (pimf); разность и произведение двух сигмоидных функций (dsigmf и psigmf).

Сеть ANFIS содержит два типа ФП выходных переменных: константа (constant, нулевой порядок); линейная (linear, первый порядок). Применено нормирование (масштабирование) входного вектора ГННС.

Для создания ГННС MISO системы в программной среде MATLAB/Simulink используется команда *anfisedit*.

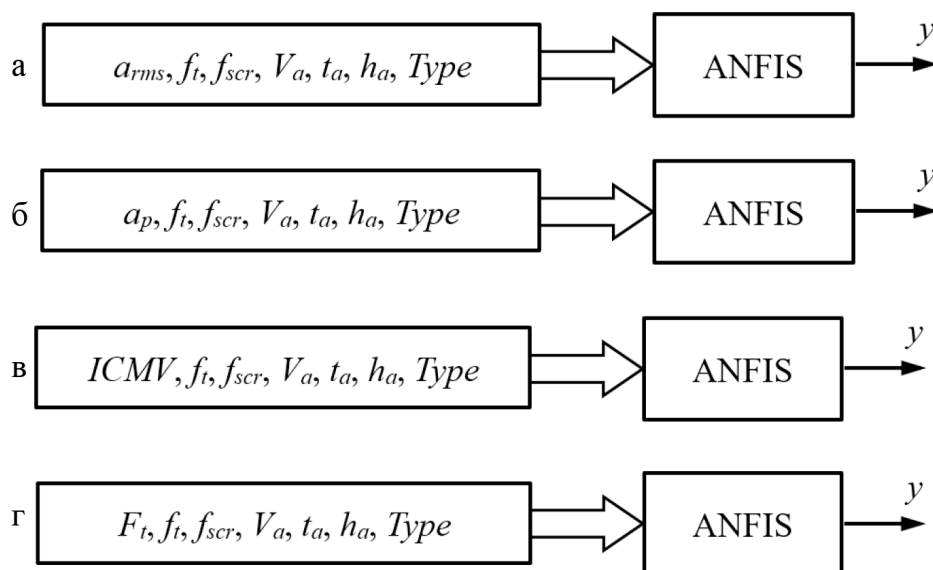


Рис. 1. Варианты модели ГННС САК плотности для АУ : а – 1; б – 2; в – 3; г – 4

Формирование набора данных переменных, использованных во входных векторах ГННС, строилось на базе результатов измерений сигналов акселерометром, установленным на вибрационную плиту АУ, в полевом экспериментальном исследовании в условиях строительства верхнего АБ слоя дорожного покрытия автомобильной дороги. Данные переменных были поделены на обучающую и тестовую выборки в долях 75% и 25% соответственно. В табл. 1–4 представлены отрывки обучающих выборок, правый столбец – выходная переменная.

Буква N в индексах переменных (табл. 1–4) указывает на их нормированное значение, масштабированное к интервалу $[-1, 1]$. Поэтому они имеют как положительные, так и отрицательные значения.

В алгоритме способа нечеткие правила генерируются методом решетчатого разбиения. В исследовании для всех вариантов моделей ГННС типа ANFIS переменные определялись треугольными, трапециевидными, колоколообразными, гауссовыми и двухсторонними гауссовыми ФП. Обучение ГННС выполнялось гибридным методом. Оптимальная модель ANFIS определяется на основе метрики RMSE (англ. Root Mean Squared Error) – среднеквадратическая ошибка.

Таблица 1

Фрагмент обучающей выборки (для варианта модели 1)

$f_{t,N}$, Гц	a_{rms} , м/с ²	K_y
-0,5	1,127	0,921
-0,5	0,934	0,922
-0,5	0,937	0,921
-0,5	0,915	0,925
-0,5	1,023	0,917
-0,5	1,135	0,921

Таблица 2

Фрагмент обучающей выборки (для варианта модели 2)

$f_{t,N}$, Гц	a_p , м/с ²	K_y
-0,5	-0,227	0,921
-0,5	-0,254	0,922
-0,5	-0,342	0,921
-0,5	-0,309	0,925
-0,5	-0,306	0,917
-0,5	-0,128	0,921

Таблица 3

Фрагмент обучающей выборки (для варианта модели 3)

$f_{t,N}$, Гц	THD_N	K_y
-0,5	0,410	0,913
-0,5	0,123	0,918
-0,5	0,420	0,918
-0,5	0,057	0,920
0,5	-0,307	0,931
0,5	-0,340	0,932

Таблица 4

Фрагмент обучающей выборки (для варианта модели 4)

$Type_N$	$f_{t,N}$, Гц	$F_{t,N}$, кН	K_y
-0,5	-0,5	-0,23	0,93
-0,5	-0,378	0,34	0,97
-0,5	-0,133	0,49	0,99
-0,5	-0,357	-0,29	0,91
-0,167	-0,5	-0,40	0,80
-0,167	-0,378	-0,37	0,85

Результаты исследования и их обсуждение

Модель ННС ANFIS1Paver. Две переменные входного слоя: частота трамбования бруса f_p , СКЗ ускорения вибрационной плиты a_{rms} , три ФП. После генерации структура системы нечеткого вывода содержит 9 нечетких правил. Результаты обучения модели ГННС типа ANFIS представлены в табл. 5. При использовании двухсторонней гауссовой (gauss2mf) ФП получена лучшая точность – RMSE = 0,002685.

Процедура построения ГННС ANFIS_{1Paver} в среде программы MATLAB при использовании треугольной ФП представлена на рис. 2 и 3.

Проверка адекватности построенных моделей ГННС типа ANFIS в среде программы MATLAB/Simulink выполняется в окне Rule Viewer (рис. 4).

Последовательность проверки заключается во вводе значений исходных данных переменных и автоматическом расчете результата выходной переменной. Визуализация графической поверхности нечеткого вывода для первой f_t и второй a_{rms} входных переменных 1-й модели представлена на рис. 5.

При построении модели системы на основе ГННС необходимо учитывать особенность, связанную с ограничением прогно-

зирования в исследованных диапазонах переменных. Для расширения диапазона переменных таких вариантов моделей необходимо сформировать расширенный набор переменных и проводить обучение по при-

веденной в настоящей работе методике. Обучаемость ГННС типа ANFIS является существенным достоинством для обоснованного выбора при построении систем автоматического управления.

Таблица 5

Структурная информация ANFIS_{1Paver}

Тип параметров ANFIS	ANFIS _{1Paver} (1)	ANFIS _{1Paver} (2)	ANFIS _{1Paver} (3)	ANFIS _{1Paver} (4)	ANFIS _{1Paver} (5)
Количество входных переменных	2				
Тип ФП	треугольная (trimf)	трапециевидная (trapmf)	колоколообразная (gbellmf)	гауссова (gaussmf)	гауссова двухсторонняя (gauss2mf)
Тип выходной ФП	линейная (linear)				
Количество ФП входного слоя	3*3				
Обучающая выборка	123				
Тестовая выборка	41				
Количество эпох	4	2	60	28	19
Количество узлов	35	35	35	35	35
Количество линейных параметров	27	27	27	27	27
Количество нелинейных параметров	18	24	18	12	24
Общее количество параметров	45	51	45	39	51
Количество нечетких правил	9	9	9	9	9
Комбинация входа	$f_{IN} a_{rmsN}$				
RMSE	0.002799	0.002786	0.002694	0.002714	0.002685

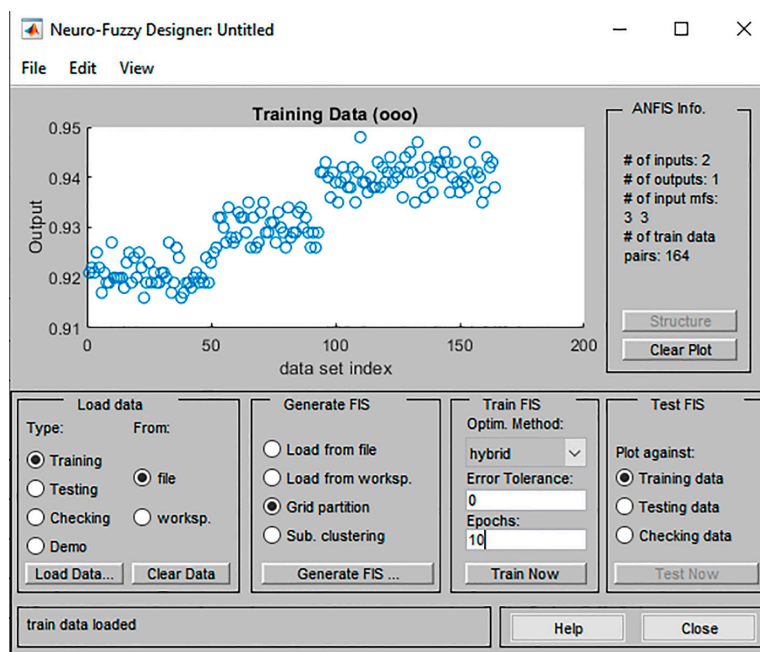


Рис. 2. Вид ANFIS редактора после загрузки обучающих данных

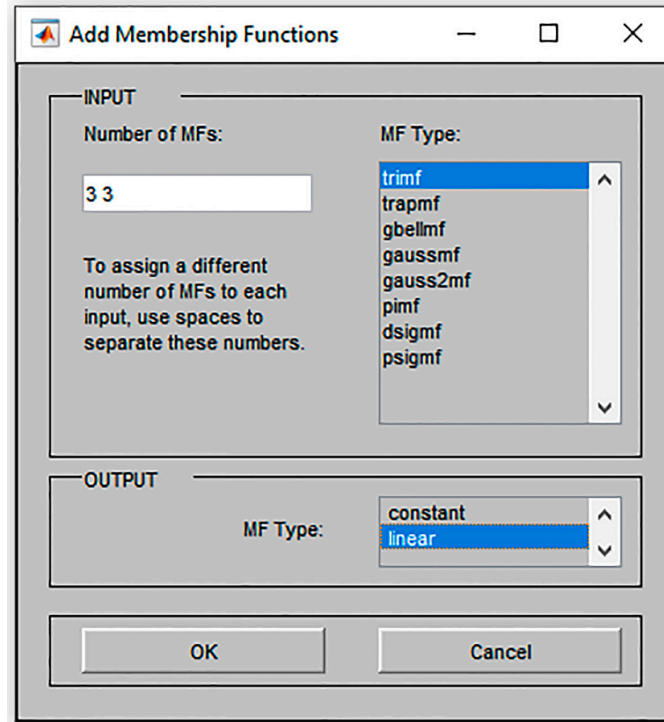


Рис. 3. Выбор количества и типа ФП

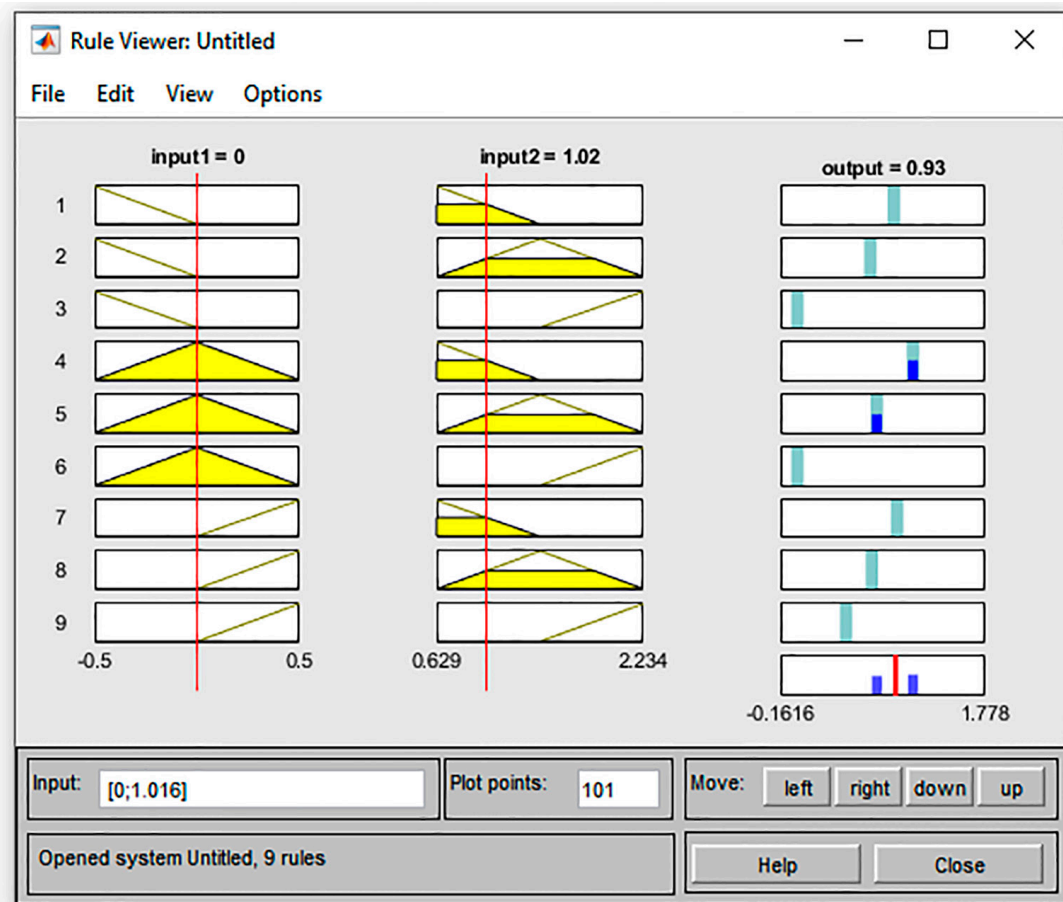


Рис. 4. Просмотр правил сгенерированной системы нечеткого вывода

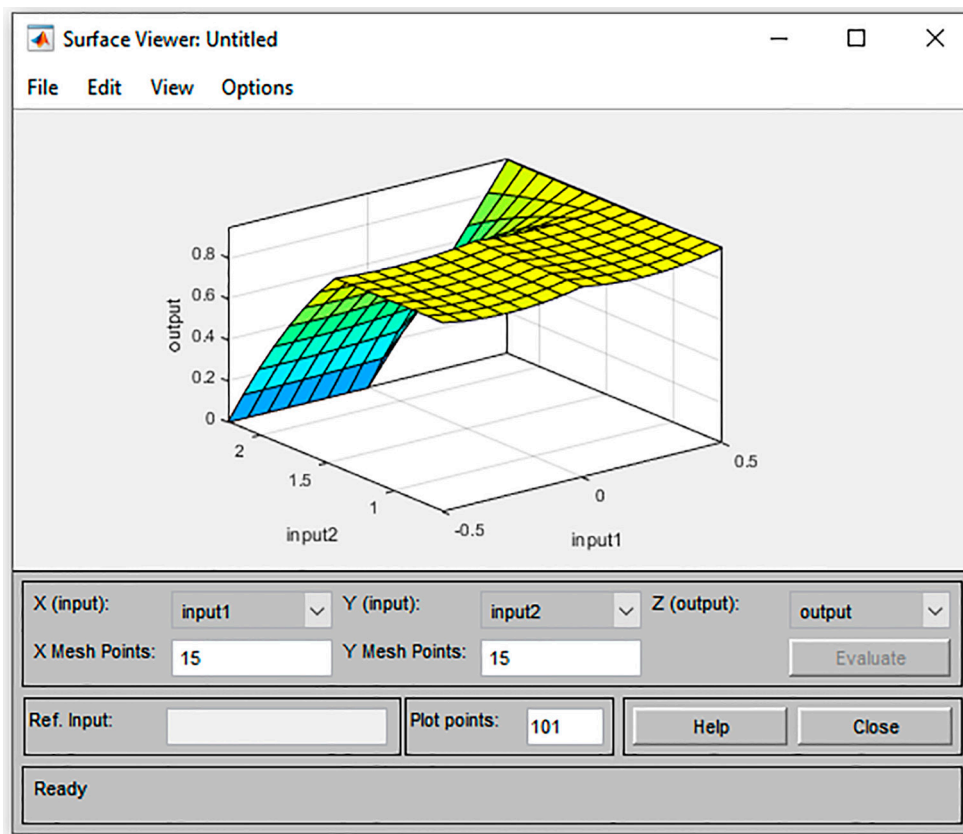


Рис. 5. График поверхности нечеткого вывода модели для первой f_i и второй a_{rms} переменных

Таблица 6

Результаты имитационного моделирования ГННС типа ANFIS_{iPaver}

Модель ANFIS _{iPaver}	Переменные входного вектора	Функция принадлежности	RMSE	Относительная ошибка тестовой выборки (максимальное значение), %
ANFIS _{1Paver(5)}	f_i, a_{rms}	двухсторонняя гауссова (gauss2mf)	0,002685	0,54
ANFIS _{2Paver(4)}	f_i, a_p	гауссова (gaussmf)	0,002765	0,43
ANFIS _{3Paver(3)}	f_i, THD	колоколообразная (gbellmf)	0,002952	0,64
ANFIS _{4Paver(4)}	Type, f_i, F_i	гауссова (gaussmf)	0,01272	4,09

Аналогично найдены решения для 2, 3 и 4-й моделей.

В результате исследования получены 4 оптимальные модели ГННС типа ANFIS, имеющие различные переменные во входном слое. Все варианты предложенных ГННС типа ANFIS показали хорошую или удовлетворительную точность. Проведено моделирование полученных вариантов ГННС на базе тестовых примеров в среде программы MATLAB. Определены относительные ошибки результатов моделирова-

ния. Результаты моделирования приведены в табл. 6.

Максимальные значения относительной ошибки для моделей ГННС ANFIS_{1Paver(5)}, ANFIS_{2Paver(4)}, ANFIS_{3Paver(3)} меньше 1%, для модели ANFIS_{4Paver(4)} – 4,09%, что соответствует удовлетворительной адекватности модели.

Концепция построения модели интеллектуальной САК плотности на базе моделей ГННС ANFIS позволяет устранить недостатки использования нейросетевых структур.

Заключение

Таким образом, решена задача построения модели интеллектуальной ГННС САК плотности АБ смеси для укладчика. Новизна подхода заключается в предложенных четырех новых моделях интеллектуальных САК плотности.

В результате численного моделирования в среде программы MATLAB/Simulink построенных вариантов моделей ГННС САК показано, что обеспечивается достоверность результата при оценке плотности АБ смеси с относительной ошибкой меньше 5%.

Использование интеллектуальной САК плотности для АУ позволит повысить производительность процесса уплотнения АБ смесей, а также обеспечить улучшение качества АБ дорожных покрытий автомобильных дорог и объектов транспортной инфраструктуры автомобильного транспорта. Результаты такого улучшения позволят обеспечить ресурсосбережение при строительстве автомобильных дорог на основе уменьшения (оптимизации) количества катков и их типов в звене ДМ, а также увеличения срока службы АБ покрытий при их эксплуатации.

Список литературы

1. Xu G., Chang G.K. Continuous Compaction Control – Mathematical Models and Parameter Identification. In book: Information Technology in Geo-Engineering, Proceedings of the 3rd International Conference (ICITG), Guimarães, Portugal. 2019. DOI: 10.1007/978-3-030-32029-4_49.
2. Прокопьев А.П. Теоретические основы построения интеллектуальных систем управления уплотнением асфальтобетонных смесей // Современные наукоемкие технологии. 2022. № 10-1. С. 48–58. DOI: 10.17513/snt.39345.
3. Прокопьев А.П. Методологические основы разработки интеллектуальных систем управления уплотнением асфальтобетонных смесей // Известия СПбГТИ(ТУ). 2022. № 63. С. 84–87. DOI: 10.36807/1998-9849-2022-63-89-84-87.
4. Прокопьев А.П. Киберфизическая система для управления отрядом дорожных машин в инфраструктурных проектах автомобильного транспорта // Инженерный вестник Дона. 2022. № 8. URL: http://www.ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD_1_8_prokopev_cps_izml.pdf_78697e2e50.pdf (дата обращения: 09.06.2024).
5. Chen C., Yongbiao Hu Y., Jia F., Wang X. Intelligent compaction quality evaluation based on multi-domain analysis and artificial neural network // Construction and Building Materials. 2022. Vol. 341. 127583. DOI: 10.1016/j.conbuildmat.2022.127583.
6. Imran A.S., Barman M., Commuri S. et al. Artificial Neural Network–Based Intelligent Compaction Analyzer for Real-Time Estimation of Subgrade Quality // International Journal of Geomechanics. 2018. No. 18 (6). P. 04018048.
7. Xu G., Chang G.K., Wang D., Correia A.G., Nazarian S. The pioneer of intelligent construction – An overview of the development of intelligent compaction // Journal of Road Engineering. 2022. № 2. 348–356. DOI: 10.1016/j.jreng.2022.12.001.
8. Zhu Y., Zhang W., Chen F., Ma T., Ma Y., Fang Zh. A state-of-the-art review of intelligent compaction measurement values (ICMVs) for subgrade and pavement: Advances and challenges // Construction and Building Materials. 2024. Vol. 438. № 137174.
9. Yao Y., Song E. Intelligent compaction methods and quality control // Smart Constr. Sustain. Cities. 2023. Vol. 1, Is. 2. DOI: 10.1007/s44268-023-00004-4.
10. Zhan Y., Zhang Y., Nie Z., Luo Zh., Qiu S., Wang J., Zhang A.A., Ai Ch., Tang X., Tan Ch. Intelligent paving and compaction technologies for asphalt pavement // Automation in Construction. 2023. Vol. 156. № 105081. DOI: 10.1016/j.autcon.2023.105081.
11. Носов С.В. Анализ исследований взаимодействия грунтов земляного полотна и дорожных одежд с дорожными катками // Научный журнал строительства и архитектуры. 2018. № 3 (51). С. 72–82.
12. Прокопьев А.П. Нейро-нечеткая система непрерывного контроля плотности асфальтобетонных смесей // Прикладная математика и вопросы управления. 2023. № 3. С. 84–94. DOI: 10.15593/2499-9873/2023.3.06.
13. Бизянов Е.Е., Гутник А.А., Погорелов Р.Н. Нечеткая искусственная нейронная сеть без правил для задач прогнозирования и управления // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. 2021. № 1. С. 78–85.
14. Андриевская Н.В., Резников А.С., Черанев А.А. Особенности применения нейро-нечетких моделей для задач синтеза систем автоматического управления // Фундаментальные исследования. 2014. № 11–7. С. 1445–1449.