

Введение В теплообменном оборудовании широко используются поверхностные интенсификаторы теплообмена в виде полусферических (сегментных) выемок и выступов. Интерес к такому типу интенсификаторов возрос после появления сообщений о повышении коэффициента теплоотдачи при одновременном снижении гидравлического сопротивления [1, 2] и др. Они позволяют повысить эффективность теплообменников. Особенно выгодно использование таких теплообменников в высокоэнергетических установках, например, газотурбинных. Проектирование интенсифицированных теплообменников с оптимальными характеристиками затрудняется проблемой обобщения результатов исследований. Анализ литературных источников показывает, что обобщить характеристики поверхностных интенсификаторов теплообмена общепринятыми уравнениями сохранения не удастся ввиду сложности тепловых и гидромеханических процессов [3,4]. Последнее обуславливается также многочисленностью конструктивных параметров интенсификаторов в виде полусферических (сегментных) выемок. Если и удастся обобщить результаты исследований в виде эмпирических формул зависимости чисел Нуссельта от чисел Рейнольдса и Прандтля с привлечением определяющих размеров, то, как правило, для узкого класса одиночных выемок или систем выемок в диапазоне параметров проведенных экспериментов. Определенный выход из ситуации предлагают системы искусственного интеллекта, способные к обучению или самообучению. Такими являются искусственные нейронные сети (ИНС). Нейросетевое моделирование позволяет обобщить результаты экспериментов сложных многопараметрических процессов, «заглядывая» за пределы диапазонов параметров, в которых были проведены опыты. В ИНС знания содержатся в состояниях множества нейронов и связей между ними. Из связанных определенным образом нейронов (узлов) строится нейронная сеть с определенным количеством входов и выходов. Функционирование нейронной сети состоит из двух этапов: обучения сети «правильному» или адекватному реагированию на входную информацию (входной вектор) и использования обученной сети для распознавания входных векторов. Последний этап часто называют тестированием. Другими словами, сеть учится распознаванию входных векторов, т.е. формированию выходных векторов, соответствующих распознанному классу входных векторов. При тестировании (использовании) обученной нейронной сети происходит процесс поиска ближайшего минимума целевой функции. При этом происходит восстановление искаженных разрядов входного вектора или «вспоминание» неизвестных разрядов, ассоциативно связанных с заданными (известными) разрядами. Искусственная нейронная сеть реализована при помощи программного пакета MATLAB и приложения ANFISEDIT. Программное приложение ANFISEDIT представляет собой симулятор нейронной сети, которая позволяет предсказывать результаты на основе заранее обученных данных. При решении задачи использовалась демонстрационная

версия программы с полными функциональными возможностями. Следует отметить, что теплообменные процессы в области единичной выемки характеризуются высоким разбросом и нелинейностью коэффициентов теплообмена в диапазоне изменения параметров (чисел Рейнольдса и др.) и однозначно определить общую картину затруднительно из-за нестационарности образующихся парных вихрей [2,5]. Течение и теплообмен в системах выемок еще сложнее. К тому же разные авторы по-разному принимают определяющие размеры. Наибольшее количество имеют исследования коридорного и шахматного типа расположения выемок. Для моделирования нами выбрано исследование теплообмена нагреваемой пластины с шахматным расположением выемок Махмуда и Лиграни [5], как наиболее надежные опытные данные. В качестве «учителя» для искусственной нейронной сети использован экспериментальный материал [5] в виде графических эмпирических зависимостей (рис. 1). Рис. 1 - Локальные значения Nu/Nu_0 в зависимости от X/D при различных относительных высотах канала H/D в 11-ом ряду выемок вдоль центральной продольной (а) и поперечной осей (б) [5] Выборка данных [5] представлена в табл. 1. Таблица 1 - Выборка данных для обучения

Обозначение по рис. 1 Входной вектор Nu/Nu_0 H/D Re_n T_f/T_0 Z/D X/D ○ вдоль продольной оси 0,5 10200 0,94 0,45 8 1,4 0,5 10200 0,94 0,45 8,2 1,8 0,5 10200 0,94 0,45 8,4 2,2 0,5 10200 0,94 0,45 8,6 2,23 поперек продольной оси 0,5 10200 0,94 0,45 8,8 2,4 0,5 10200 0,94 0,45 9 4 0,5 10200 0,94 0,45 9,2 2,25 0,5 10200 0,94 0,45 9,4 0,8 ▲

вдоль продольной оси 0,25 8800 0,92 0,45 7,95 1,6 0,25 8800 0,92 0,45 8,3 3 0,25 8800 0,92 0,45 8,5 2,8 0,25 8800 0,92 0,45 8,7 1,2 поперек продольной оси 0,25 8800 0,92 0,45 8,9 1,6 0,25 8800 0,92 0,45 9,1 3,4 0,25 8800 0,92 0,45 9,3 2,7 0,25 8800 0,92 0,45 9,4 1,5

вдоль продольной оси 1 10300 0,92 0,45 7,9 1 1 10300 0,92 0,45 8,05 1,3 1 10300 0,92 0,45 8,2 1,4 1 10300 0,92 0,45 8,4 2,8 поперек продольной оси 1 10300 0,92 0,45 8,6 2 1 10300 0,92 0,45 8,7 1,8 1 10300 0,92 0,45 8,9 2,2 1 10300 0,92 0,45 9,4 1

Здесь H - высота канала; D - диаметр выемки; H/D - относительная высота канала; Re_n - число Рейнольдса по высоте канала; T_f/T_0 - отношение температуры поверхности к температуре потока по входу; Z/D - относительное расстояние поперек выемки; X/D - относительное расстояние вдоль выемки; Nu/Nu_0 - отношение числа Нуссельта интенсифицированной поверхности к числу Нуссельта гладкой поверхности, которое является выходной величиной. В соответствии с табл. 1 составляется матрица, которая воспринимается приложением ANFISEDIT. Далее происходит процесс настройки параметров искусственной нейронной сети. Задается количество уроков и точность, а также выбирается метод обучения нейронной сети. Выбран гибридный метод оптимизации целевой функции. Следующим шагом настраиваются входы, выходы и формируется структура нейронной сети (рис. 2). Рис. 2 - Структура нейронной сети Далее запускается процесс обучения. В процессе обучения можно наблюдать уменьшение ошибки, которое зависит от

количества уроков (рис. 3). Рис. 3 - Процесс обучения нейронной сети После проведения обучения нейронной сети происходит процесс тестирования, т.е. определения ошибки моделирования результатов эксперимента. В качестве тестовой матрицы использована матрица с произвольными данными, соответствующими поверхности с выемками с конкретными параметрами для которых необходимо спрогнозировать относительные коэффициенты теплоотдачи Nu/Nu_0 . Эти данные приведены в табл. 2

Таблица 2 - Выборка данных

Входной вектор	Nu/Nu_0	H/D	Re_n	T_f/T_0	Z/D	X/D
0,2 9800 0,93 0,45 8,4 4,4	0,2 9800 0,93 0,45 8,6 2,4	0,2 9800 0,93 0,45 9 3,2	0,2 9800 0,93 0,45 9,45 3	0,2 9800 0,93 0,45 9,5 2,8	0,2 9800 0,93 0,45 8,8 5,07	0,2 9800 0,93 0,45 9,415 1,006
0,2 9800 0,93 0,45 9438 3,716	0,2 9800 0,93 0,45 9440 3,573					

После тестирования программа ANFISEDIT показала, с какой точностью были спрогнозированы данные. Ошибка составляет порядка 17%, исходя из этих данных, был построен график и вычислена абсолютная ошибка. График приведен на рис. 4. Рис. 4 - Прогнозирование относительного коэффициента теплоотдачи для $X/D=9,5$; $X/D=8,8$; $X/D=9,415$; $X/D=9438$; $X/D=9440$ Таким образом, представлена возможность построения искусственных нейронных сетей для моделирования характеристик поверхностных интенсификаторов теплообмена в виде регулярных коридорных выемок. Погрешность моделирования 17 %. Показано, что в среде Matlab [6] разработан способ прогнозирования эффективности теплообменников с использованием программного инструмента ANFISEDIT. Данное средство позволяет проектировать интеллектуальные программные модули, построенные на основе искусственных нейронных сетей, обучать их и тестировать. Показана возможность использования модулей пакета MatLab: Fuzzy Logic toolbox для создания интеллектуальных систем на базе нечёткой логики; Control system toolbox для исследования свойств динамических систем.