

Введение Известно, что эффективным способом интенсификации теплообменных процессов является использование электрических полей. Этот метод интенсификации теплообмена применяется в тех случаях, когда традиционные способы оказываются неэффективными и не могут обеспечить желаемого результата. Интенсификация теплообмена непосредственным наложением электрических полей приводит, при прочих равных условиях, к возможности уменьшения существующих поверхностей теплообмена, а, следовательно, габаритов и массы теплообменной аппаратуры. Следует отметить, что для достижения сравнительных по абсолютной величине эффектов интенсификации теплоотдачи в случае наложения электрических полей требуются намного меньшие затраты электрической мощности, нежели при использовании традиционных способов. Многочисленными отечественными и зарубежными исследованиями накоплены обширные экспериментальные данные о воздействии электрических полей на теплообмен в диэлектрических жидкостях. Математические методы для прогнозирования эффектов воздействия электрических полей на теплообмен незначительно представлен в литературе. Так, обобщающая методика предсказания эффектов воздействия электрических полей на теплообмен предлагается в работе [1]. Однако следует отметить, что прогнозирование эффектов воздействия электрических полей на теплообмен в диэлектрических жидкостях имеет большое прикладное значение и является актуальной задачей. Компьютерное математическое моделирование является одним из наиболее прогрессивных методов изучения сложных систем [2, 3]. Поэтому перспективным способом решения данной задачи является использование универсальных вычислительных возможностей современных программных средств, основывающихся на искусственных нейронных сетях (ИНС), обладающих широчайшими возможностями моделирования таких систем [4-7]. Они позволяют, исходя из одного только эмпирического опыта, строить нейросетевые модели, которые способствуют извлечению знаний из данных и позволяют выявлять ранее неизвестные и никогда не исследованные зависимости и закономерности, активно использовать их для решения конкретных практических задач. Поэтому изучение возможности использования компьютерного моделирования теплообмена диэлектрической жидкости в электрическом поле на основе современных информационных технологий для извлечения новых знаний, является актуальной задачей имеющей научный и практический интерес. Методика и объект исследования Целью данной работы является разработка нейросетевой модели и ее применение для выявления новых зависимостей влияния электрических полей на коэффициент теплопроводности в диэлектрической жидкости (бензол). Объектом исследования является относительное изменение коэффициента теплопроводности бензола в электрическом поле. Выбор жидкости был осуществлен по значению его электропроводности. Авторами работы [1]

установлено, что воздействие различных электрических полей приводит к возрастанию коэффициентов теплопроводности и динамической вязкости диэлектрических жидкостей более чем в два раза и к уменьшению коэффициента взаимной диффузии в три раза. Покажем возможность использования компьютерной модели, основанной на ИНС, полученной по экспериментальным данным, для прогнозирования относительного изменения коэффициента теплопроводности, зависящего от следующих параметров: термоэлектродвижущая сила, перепад температур в эталонном слое металла, коэффициент теплопроводности исследуемой жидкости [I , Вт/(м·град)], плотность теплового потока, направленного сверху вниз через слой жидкости (в отсутствие электрического поля) и средняя температура слоя жидкости, ток между электродами, напряженность, термоэлектродвижущая сила, перепад температур в эталонном слое металла при соответствующей термоэлектродвижущей силе, коэффициент теплопроводности исследуемой жидкости [I_e , Вт/(м·град)], плотность теплового потока, проходящего сверху вниз через слой жидкости (в электрическом поле). По экспериментальным данным (16 опытов, [1]) создавалась база знаний (см. табл.) в среде MS Excel, которая делилась на обучающую (11 примеров) и тестирующую (5 примеров) выборку. Значения экспериментальных данных вводились без предварительного отсева экспериментов. Затем обучающая выборка помещалась в программную среду разработки Neuro Pro, где разрабатывалась компьютерная модель на основе ИНС, т.е. определялись входные и выходные данные, ее структура. Входными данными для обучения являлись: - в отсутствие электрического поля: термоэлектродвижущая сила (D_e , мВ), перепад температур в эталонном слое металла ($DT_{см} \cdot 10^3$, 0С), плотность теплового потока, направленного сверху вниз через слой жидкости (q , Вт/м²), - в электрическом поле: средняя температура слоя жидкости ($t_{ср}$, 0С), ток между электродами (J , мА), напряженность ($E \cdot 10^2$, кВ/м), термоэлектродвижущая сила (D_{ee} , мВ), перепад температур в эталонном слое металла при соответствующей термоэлектродвижущей силе ($DT_{см.е} \cdot 10^3$, 0С), плотность теплового потока, проходящего сверху вниз через слой жидкости (q_e , Вт/м²). Выходным параметром является относительное изменение коэффициента теплопроводности (I_e/I), которое определяет эффект влияния поля на теплопроводность исследуемой жидкости. Этот параметр зависит от входных данных. После чего происходило обучение и тестирование нейронной сети. В программной среде разработки ИНС применялся процесс обучения с учителем. Так как в работе [1] было установлено, что относительное изменение коэффициента теплопроводности бензола возрастает с увеличением напряженности поля и не зависит от изменения его частоты в диапазоне от $3 \cdot 10^5$ до $6 \cdot 10^5$ Гц, поэтому моделирование относительного изменения коэффициента теплопроводности осуществляется на основе входных данных при допущении, что частота электрического поля не изменяется и равна $3 \cdot 10^5$

Гц. Результаты экспериментов и их обсуждение В ходе работы выбирались оптимальная структура ИНС (определено общее количество скрытых слоев – 3 и количество нейронов в слоях соответственно: 24; 38; 20), функция активации (сигмоидная функция) и метод оптимизации (сопряженные градиенты). В соответствии с количеством входных и выходных параметров, количество нейронов в первом слое – 9, в последнем – 1. Общее число шагов обучения методом сопряженных градиентов составило 30 шагов для выборки из 16 экспериментов. После тестирования сеть показала максимальную относительную ошибку 3%, что подтверждает возможность данной нейросетевой модели точно прогнозировать относительное изменение коэффициента теплопроводности. С применением разработанной модели были проведены следующие исследования: · определены значимости входных параметров, влияющих на относительное изменение коэффициента теплопроводности; · получена зависимость относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля ($|e/l|=f(E \cdot 10^2)$); · проведен анализ полученных результатов. Таблица 1 – База знаний для нейросетевого моделирования № опыта tcp De Dee DTcm·103

DTcm·e·103	q	qe	E	J	e/l
1	17,00	20,50	21,00	48,70	50,00
2	37,10	38,20	1,10	30	1,02
3	17,00	20,50	21,50	48,70	51,20
4	37,10	39,20	2,00	40	1,05
5	17,20	24,50	25,00	58,30	59,60
6	32,00	36,50	76,10	86,80	58,00
7	66,50	2,50	50	1,14	
8	17,00	20,50	23,50	48,70	56,00
9	37,10	42,60	2,50	50	1,15
10	17,00	20,50	21,50	48,70	51,20
11	37,10	39,20	2,00	40	1,05
12	17,20	24,50	25,00	58,30	59,60
13	32,00	36,50	76,10	86,80	58,00
14	66,50	2,50	50	1,14	
15	17,00	20,50	23,50	48,70	56,00
16	37,10	42,60	2,50	50	1,15

В ходе определения значимости влияния входных параметров на выходные было выявлено, что напряженность электрического поля по влиянию на относительное изменение коэффициента теплопроводности имеет максимальное значение, что согласуется с литературными данными [1]. Также высокий уровень значимости по влиянию на относительное изменение коэффициента теплопроводности имеют средняя температура слоя жидкости и ток между электродами. Показатели значимости определяют дальнейший ход исследования, поэтому исследовалось влияние напряженности электрического поля на относительное изменение коэффициента теплопроводности. Поскольку напряженность является регулируемым при исследовании в системе эксплуатационным параметром, остановимся подробнее на нем. График зависимости относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля ($|e/l|=f(E \cdot 10^2)$) представлен на рис. 1. Зависимость ($|e/l|=f(E \cdot 10^2)$), полученная по экспериментальным данным, имеет линейный характер, где во всем изученном диапазоне

Рис. 1 – График зависимости относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля при частоте $3 \cdot 10^5$ Гц: 1 – экспериментальная кривая [1], полученная после аппроксимации; 2 – кривая, полученная на основе нейросетевой модели; 3 – кривая, полученная на основе математической модели

[1]. ○, ●, ▲, Δ - экспериментальные точки, соответствуют четырем различным значениям средних температур слоя жидкости, соответственно 17,0; 17,2; 17,4; 17,6°C; - точки проверки воспроизводимости нейросетевой модели данных

наблюдается рост относительного изменения коэффициента теплопроводности при увеличении напряженности электрического поля. При построении графика этой зависимости на основе нейросетевой модели картина изменяется: - характер зависимости $(\lambda/\lambda_0)=f(E \cdot 10^2)$ для всех значений средних температур слоя жидкости - одинаковый; - отмечается резкий рост значения относительного изменения коэффициента теплопроводности с 1,05 до 1,125 (на 7%) в диапазоне от 1,95 до 2,11·10² кВ/м напряженности электрического поля (объясняется влиянием пограничного слоя); - максимальное значение относительного изменения коэффициента теплопроводности равно 1,125 отмечается при 2,11·10² кВ/м напряженности электрического поля; - в диапазоне от 2,11 до 2,25·10² кВ/м напряженности электрического поля наблюдается небольшое понижение относительного изменения коэффициента теплопроводности с 1,125 до 1,121 (на 0,4%). Следует также отметить, что кривая, полученная на основе математической модели [1], имеет схожий характер с кривой, полученной на основе нейросетевой модели, но не фиксирует резкие отклонения.

Выводы 1. Показано, что решение задачи, связанное с возможностью нейросетевого моделирования теплообмена диэлектрических жидкостей в электрических полях с использованием искусственных нейронных сетей является актуальным. 2. Изучена и показана возможность нейросетевого моделирования теплообмена диэлектрической жидкости в электрическом поле. Наглядно продемонстрирован прогноз выходного параметра, в данном случае относительного изменения коэффициента теплопроводности, на заранее обученной сети, с относительной погрешностью равной 3%, с помощью базы знаний. Проведен сравнительный анализ полученной зависимости. 3. Разработана методика решения задач прогнозирования с использованием программного средства на основе искусственных нейронных сетей. 4. Разработана нейросетевая модель теплообмена диэлектрических жидкостей в электрическом поле, на основании которой впервые получена зависимость относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля $(\lambda/\lambda_0)=f(E \cdot 10^2)$, показаны особенности и закономерности параметров (концентрации NO_x и SO₂) для эффективной работы энергетической установки