

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 [4-6]. 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 бензола [l , 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 [l_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 ($DT_{cm} \cdot 10^3$, 0С), плотность теплового потока, направленного сверху вниз через слой жидкости (q , Вт/м²), - в электрическом поле: средняя температура слоя жидкости (t_{cp} , 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 ($DT_{cm.e} \cdot 10^3$, 0С), плотность теплового потока, проходящего сверху вниз через слой жидкости (q_e , Вт/м²). Выходным параметром является относительное изменение коэффициента теплопроводности (l_e/l), 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 $6 \cdot 10^5$

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 $(I_e/I) = f(E \cdot 10^2)$;
- проведен анализ полученных результатов. 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.

Таблица 1 - База знаний для нейросетевого моделирования № опыта t_{cp} D_{ee} $D_{Tcm} \cdot 10^3$ $D_{Tcm.e} \cdot 10^3$ q q_e E J I_e/I

1	17,00	20,50	21,00	48,70	50,00	37,10	38,20	1,10	30	1,02	2	17,00	20,50	21,50	48,70	51,20	37,10	39,20	1,50	30	1,05	3	17,00	20,50	21,50	48,70	51,20	37,10	39,20	2,00	40	1,05	4	17,00	20,50	23,50	48,70	56,00	37,10	42,60	2,50	50	1,15	5	17,20	24,50	25,00	58,30	59,60	44,70	45,60	1,10	30	1,02	-----										16	17,60	32,00	36,50	76,10	86,80	58,00	66,50	2,50	50	1,14
---	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	------	----	------	---	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	------	----	------	---	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	------	----	------	---	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	------	----	------	---	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	------	----	------	-------	--	--	--	--	--	--	--	--	--	----	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	------	----	------

Поскольку напряженность является регулируемым при исследовании в системе эксплуатационным параметром, остановимся подробнее на нем. График зависимости относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля $(I_e/I) = f(E \cdot 10^2)$ представлен на рисунке 1. Рис. 1 - График зависимости относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля на частоте $3 \cdot 10^5$ Гц: 1 - кривая, полученная на основе нейросетевой модели при $D_{ee} = 36,5$ мВ; 2 - экспериментальная кривая [1], полученная после аппроксимации; 3 - кривая, полученная на основе математической модели [1]; 4 - кривая, полученная на основе нейросетевой модели при $D_{ee} = 28,7$ мВ; 5 - кривая, полученная на основе нейросетевой модели

при $D_{ee}=21$ мВ; ○, ●, ▲, Δ - экспериментальные точки, соответствуют четырем различным значениям средних температур слоя жидкости, соответственно 17,0; 17,2; 17,4; 17,6°C Зависимость $(\lambda_e/\lambda)=f(E \cdot 10^2)$, полученная по экспериментальным данным (рис. 1), имеет линейный характер, где во всем изученном диапазоне 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 $(\lambda_e/\lambda)=f(E \cdot 10^2)$ для значений термоэлектродвижущих сил - различается; - отмечается резкий рост значения относительного изменения коэффициента теплопроводности с 1,06 до 1,125 (на 5,7%) в диапазоне от 1,9 до 2,1·10² кВ/м напряженности электрического поля при $D_{ee}=36,5$ мВ. Следует также отметить, что характер кривой, полученной на основе математической модели [1], отличается от характера кривой, полученной на основе нейросетевой модели, которая фиксирует резкие отклонения. Выводы

1. Показано, что решение задачи, связанное с возможностью нейросетевого моделирования теплообмена бензола в электрическом поле с использованием искусственных нейронных сетей является актуальным.
2. Изучена и показана возможность нейросетевого моделирования теплообмена бензола в электрическом поле при частоте $6 \cdot 10^5$ Гц. Наглядно продемонстрирован прогноз выходного параметра, в данном случае относительного изменения коэффициента теплопроводности, на заранее обученной сети, с относительной погрешностью равной 4%, 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 бензола в электрическом поле при частоте $6 \cdot 10^5$ Гц, на основании которой получена зависимость относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля $(\lambda_e/\lambda)=f(E \cdot 10^2)$.