

А. Р. Мухутдинов, З. Р. Вахидова, М. Р. Файзуллина

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ТЕПЛООБМЕНА ДИЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЖИДКОСТИ В ЭЛЕКТРИЧЕСКОМ ПОЛЕ

Ключевые слова: моделирование, диэлектрическая жидкость, теплообмен, электрическое поле, искусственная нейронная сеть.

На основе исследований с использованием современных компьютерных технологий разработана нейросетевая модель, позволяющая извлекать новые знания из экспериментальных данных. Установлены некоторые особенности и закономерности теплообмена диэлектрической жидкости в электрическом поле.

Keywords: modeling, dielectric fluid, heat transfer, electric field, artificial neural network.

Based on studies using modern computer technology developed neural network model which allows to extract new knowledge from experimental data. Installed some features and laws of heat transfer of dielectric liquid in an electric field.

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 [λ , 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 [λ_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 отсутствии электрического поля: термоэлектродвижущая сила (Δe , мВ), перепад температур в эталонном слое металла ($\Delta T_{cm} \cdot 10^3$, °C), плотность теплового потока, направленного сверху вниз через слой жидкости (q , Вт/м²),

- в электрическом поле: средняя температура слоя жидкости (t_{cp} , °C), ток между электродами (J , мА), напряженность ($E \cdot 10^2$, кВ/м), термоэлектродвижущая сила (Δe_e , мВ), перепад температур в эталонном слое металла при соответствующей термоэлектродвижущей силе ($\Delta T_{cm,e} \cdot 10^3$, °C), плотность теплового потока, проходящего сверху вниз через слой жидкости (q_e , Вт/м²).

Выходным параметром является относительное изменение коэффициента теплопроводности (λ_e/λ), 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

Таблица 1 – База знаний для нейросетевого моделирования

№ опыта	t_{cp}	Δe	Δe_e	$\Delta T_{cm} \cdot 10^3$	$\Delta T_{cm,e} \cdot 10^3$	q	q_e	E	J	λ_e/λ
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

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 электри-

ческого 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 ($\lambda_e/\lambda = f(E \cdot 10^2)$) представлен на рис. 1.

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

Зависимость ($\lambda_e/\lambda = f(E \cdot 10^2)$), полученная по экспериментальным данным, имеет линейный характер, где во всем изученном диапазоне

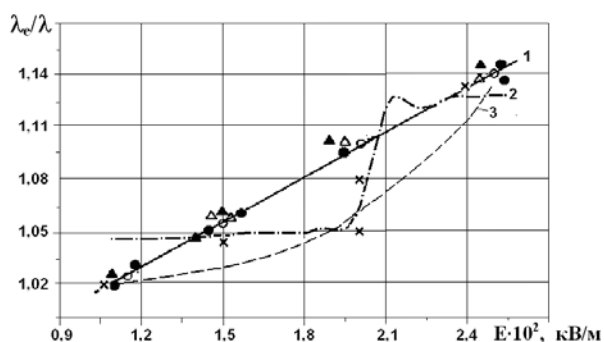


Рис. 1 – График зависимости относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля при частоте $3 \cdot 10^5$ Гц: 1 – экспериментальная кривая [1], полученная после аппроксимации; 2 – кривая, полученная на основе нейросетевой модели; 3 – кривая, полученная на основе математической модели [1]. ○, ●, ▲, Δ – экспериментальные точки, соответствуют четырем различным значениям средних температур слоя жидкости, соответственно 17,0; 17,2; 17,4; 17,6°C; X – 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 $(\lambda_c/\lambda)=f(E \cdot 10^2)$ 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 $2,11 \cdot 10^2$ кВ/м напряженности электрического поля (объясняется влиянием пограничного слоя);
- максимальное значение относительного изменения коэффициента теплопроводности равное 1,125 отмечается при $2,11 \cdot 10^2$ кВ/м напряженности электрического поля;
- в диапазоне от $2,11$ до $2,25 \cdot 10^2$ кВ/м напряженности электрического 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 жид-

кости 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 $(\lambda_c/\lambda)=f(E \cdot 10^2)$, показаны особенности и закономерности параметров (концентрации NO_x и SO_2) для эффективной работы энергетической установки.

Литература

1. Савиных Б.В. Свойства переноса диэлектрических жидкостей и тепло-массообмен в электрических полях / Б.В. Савиных, Ф.М. Гумеров. – Казань: Фэн, 2002. – 384 с.
2. Мухутдинов А.Р. Оптимизация рецептуры образца аммиачно-селитренного состава для термоимпulsонной обработки призабойной зоны пласта по характеристикам прочности / А.Р. Мухутдинов, И.Ф. Садыков / Вестник Каз. гос. технол. ун-та. 2001. Часть №1. С.149-153.
3. Мухутдинов А.Р. Применение современных информационных технологий для определения и изучения упругих характеристик композиционных строительных материалов / А.Р. Мухутдинов, З.Р. Вахидова, М.В. Окулин / Вестник Казан. технол. ун-та. – 2011 – Т.14, № 21. – С. 84-91.
4. Мухутдинов А.Р. Повышение эффективности работы котла ТП-230 за счет нейросетевых технологий / А.Р. Мухутдинов, З.Р. Вахидова, П.Е. Любимов. / Вестник Казан. технол. ун-та. – 2011 – Т.14, № 21. – С. 91-94.
5. Мухутдинов А.Р. Нейросетевое прогнозирование и управление эксплуатационными параметрами процесса горения топлива на тепловых электрических станциях / А.Р. Мухутдинов / Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. 2006. №7-8. С.84-89.
6. Мухутдинов А.Р. Применение нейросетевой модели для выявления особенностей и закономерностей процесса горения твердого топлива / А.Р. Мухутдинов, П.Е. Любимов / Теплоэнергетика. 2010. № 4. С.59-63.
7. Мухутдинов А.Р. Нейросетевое моделирование и оптимизация сложных процессов и наукоемкого теплоэнергетического оборудования / А.Р. Мухутдинов, Г.Н. Марченко, З.Р. Вахидова / Казань: Казан. гос. энерг. ун-т, 2011. – 296 с.