

Компьютерное моделирование теплообмена в бензоле

А. Р. Мухутдинов¹, З. Р. Вахидова², М. А. Хакимова¹

¹Казанский научно-исследовательский технологический университет

²Казанский (Приволжский) федеральный университет, Россия

e-mail: muhutdinov@rambler.ru

Мухутдинов А.Р., Вахидова З.Р., Хакимова М.А. Компьютерное моделирование теплообмена в бензоле // Вычисл. технологии. 2014. Т. 19, № 2. С. 107–113.

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

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

Mukhutdinov A.R., Vakhidova Z.R., Khakimova M.A. Computer simulation of heat exchange in benzene // Comput. Technologies. 2014. Vol. 19, No. 2. P. 107–113.

Based on studies that use modern computer technology, we developed a neural network model, which allows to extract new knowledge from experimental data. Some heat transfer characteristics and patterns of benzene in an electric field were identified.

Key words: modeling, benzene, heat transfer, electric field, artificial neural network.

Введение

Известно, что эффективным способом интенсификации теплообменных процессов является использование электрических полей. Этот метод применяется в тех случаях, когда традиционные способы оказываются неэффективными и не могут обеспечить необходимый результат. Интенсификация теплообмена непосредственным наложением электрических полей приводит, при прочих равных условиях, к уменьшению поверхностей теплообмена, а значит, и 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, чем при использовании традиционных способов.

К настоящему времени отечественными и зарубежными исследованиями накоплен большой объём экспериментальных данных о воздействии электрических полей на теплообмен в диэлектрических жидкостях. Вместе с тем математические методы прогнозирования эффектов воздействия электрических полей на теплообмен в научной литературе представлены незначительно. Так, обобщающая методика по данной тематике предлагается в работе [1]. При этом прогнозирование эффектов воздействия электрических полей на теплообмен в диэлектрических жидкостях остаётся актуальной задачей, имеющей большое прикладное значение.

Компьютерное математическое моделирование — один из наиболее востребованных методов изучения сложных систем [2, 3]. В настоящей работе для решения данной задачи предлагается использовать перспективный способ на основе современных программных средств, базирующихся на искусственных нейронных сетях (ИНС), обладающих широкими возможностями моделирования сложных систем [4–7]. Это позволяет, используя только эмпирический опыт, строить нейросетевые модели, которые позволяют прогнозировать значения одного комплекса параметров в зависимости от другого ряда параметров, что далее используется для более глубокого анализа объекта, в частности, для нахождения оптимального сочетания входных параметров, обеспечивающих максимум целевой функции. В данном аспекте изучение возможности компьютерного моделирования теплообмена диэлектрической жидкости в электрическом поле на основе современных информационных технологий является актуальной задачей, имеющей как научный, так и практический интерес.

1. Методика и объект исследования

Цель представленных исследований — разработка нейросетевой модели и её применение для нахождения зависимостей влияния электрического поля на коэффициент теплопроводности в диэлектрической жидкости (бензол). Объект исследования — относительное изменение коэффициента теплопроводности бензола в электрическом поле. Выбор жидкости определялся значением её электропроводности. Известно [1], 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 и 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 (λ , Вт/(м·град)), плотность теплового потока, направленного сверху вниз через слой жидкости (в отсутствие электрического поля), средняя температура слоя жидкости, ток между электродами, напряжённость, термоэлектродвижущая сила, перепад температур в эталонном слое металла при данной 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 (48 опытов [1]) была создана база знаний (таблица) в среде MS Excel, которая делилась на две выборки — обучающую (38 примеров) и тестирующую (10 примеров). Значения экспериментальных данных вводились без их предварительного отсева. Затем обучающая выборка помещалась в программную среду Neuro Pro, где разрабатывалась компьютерная модель на основе ИНС, т. е. определялись входные и выходные данные и структура модели.

Входные данные были следующими:

— в отсутствие электрического поля: термоэлектродвижущая сила (Δe , мВ), перепад температур в эталонном слое металла ($\Delta T_{c.m} \cdot 10^3$, °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 , mA), напряжённость ($E \cdot 10^2$, кВ/м), термоэлектродвижущая сила

База знаний для нейросетевого моделирования

Номер опыта	t_{cp}	Δe	Δe_e	$\Delta T_{c.m} \cdot 10^3$	$\Delta T_{c.m.e} \cdot 10^3$	q	q_e	E	J	λ_e/λ
1	20.00	19.50	20.00	46.50	47.60	35.60	36.50	1.10	70	1.03
2	20.00	19.50	20.50	46.50	48.80	35.60	37.50	1.50	75	1.05
3	20.00	19.50	21.50	46.50	51.00	35.60	38.90	2.00	85	1.09
4	20.00	19.50	22.50	46.50	53.60	35.60	41.10	2.50	100	1.16
5	20.30	25.00	25.50	59.40	60.80	45.30	46.60	1.10	70	1.03
—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
16	20.80	36.00	41.50	85.70	98.80	65.30	75.10	2.50	100	1.15

(Δe_e , мВ), перепад температур в эталонном слое металла при соответствующей термоэлектродвижущей силе ($\Delta T_{c.m.e} \cdot 10^3$, °C), плотность теплового потока, проходящего сверху вниз через слой жидкости (q_e , Вт/м²).

Выходной параметр — относительное изменение коэффициента теплопроводности (λ_e/λ), которое определяет эффект влияния поля на теплопроводность исследуемой жидкости. Этот параметр зависит от входных данных. По окончании эксперимента проводилось обучение и тестирование нейронной сети. В программной среде разработки ИНС применялся процесс обучения “с учителем”.

В работе [1] было установлено, что относительное изменение коэффициента теплопроводности бензола возрастает с увеличением напряжённости поля и не зависит от его частоты в диапазоне от $3 \cdot 10^5$ до $6 \cdot 10^5$ Гц, поэтому моделирование относительного изменения коэффициента теплопроводности осуществлялось на основе входных данных при допущении, что частота электрического поля не изменяется и равна $6 \cdot 10^5$ Гц.

2. Результаты экспериментов и их обсуждение

Для рассмотрения предлагаемой нейросетевой модели необходимо дать некоторое общее определение искусственных нейронных сетей. Элементарным преобразователем в данных сетях является искусственный нейрон (рис. 1) [8], который состоит из элементов трёх типов: умножителей (синапсов), сумматора и нелинейного преобразователя. Синапсы осуществляют связь между нейронами, умножают входной сигнал на число, характеризующее силу связи (вес синапса). Сумматор выполняет сложение внешних входных сигналов и сигналов, поступающих по синаптическим связям от других нейронов. Нелинейный преобразователь реализует нелинейную функцию одного аргумента — выхода сумматора. Эта функция называется функцией активации, или передаточной функцией нейрона. Нейрон в целом реализует скалярную функцию векторного аргумента.

В математическом представлении функционирование нейрона k можно описать следующей парой уравнений:

$$\nu_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k, \quad y_k = \varphi(\nu_k),$$

где x_1, x_2, \dots, x_m — компоненты входного вектора (входные сигналы); $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ — синаптические веса нейрона k ; b_k — величина смещения, порог; $\varphi(\cdot)$ — функция активации; y_k — выходной сигнал нейрона; ν_k — линейная комбинация входных воздействий.

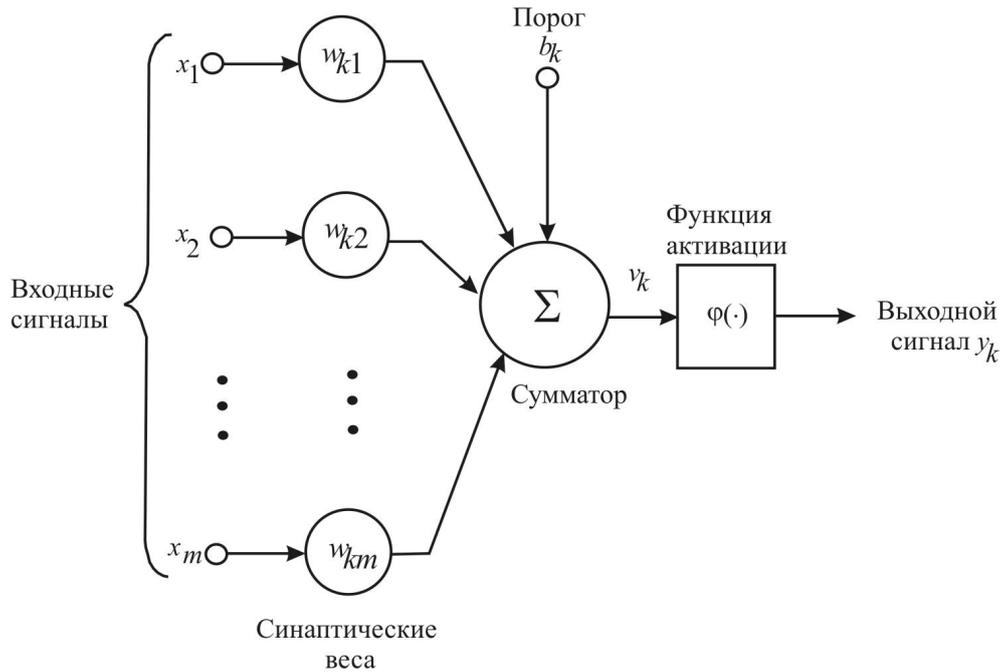


Рис. 1. Нелинейная модель нейрона

Входной сигнал, весовые коэффициенты и смещение принимают действительные значения. Выход y_k определяется видом функции активации и является действительным числом.

На входной сигнал ν_k нелинейный преобразователь отвечает выходным сигналом $\varphi(\nu_k)$, который представляет собой выход y_k нейрона. Наиболее распространённой является нелинейная функция активации с насыщением — так называемая логистическая функция, или сигмоид (функция S-образного вида):

$$\varphi(\nu_k) = \frac{1}{1 + e^{-a\nu_k}}.$$

Из выражения для сигмоида очевидно, что выходное значение нейрона находится в диапазоне $(0, 1)$. Сигмоидальная функция имеет простое выражение для её производной:

$$\varphi'(\nu_k) = a\varphi(\nu_k)[1 - \varphi(\nu_k)].$$

Следует отметить, что данная функция дифференцируема на всей оси абсцисс, обладает свойством усиливать слабые сигналы и предотвращает насыщение от сильных сигналов, так как последние соответствуют областям аргументов, где сигмоид имеет пологий наклон.

При решении задачи используется прямое контролируемое обучение ИНС «с учителем» на основе алгоритма обратного распространения ошибки, являющегося в настоящее время одним из наиболее эффективных алгоритмов обучения ИНС. Он определяет стратегию подбора весов многослойной сети с применением градиентных методов оптимизации. Основу алгоритма составляет целевая функция, формируемая, как правило, в виде квадратичной суммы разности между фактическими и ожидаемыми значениями выходных сигналов.

Для нахождения оптимальных значений весовых коэффициентов используется метод сопряжённых градиентов. Это быстрый метод обучения ИНС, осуществляющий последовательный линейный поиск в пространстве ошибок. Последовательные направления поиска выбираются сопряжёнными (не противоречащими друг другу).

В ходе исследования определялись оптимальная структура ИНС с прямым распространением сигнала (найжены общее число скрытых слоёв — четыре, и количество нейронов в слоях: соответственно 10, 90, 50, 1), функция активации (сигмоидная) и метод оптимизации (сопряжённые градиенты). В соответствии с количеством входных и выходных параметров количество нейронов в первом слое было 9, в последнем — 1 (рис. 2). Общее число шагов обучения методом сопряжённых градиентов для выборки из 48 экспериментов составило 256 шагов.

После тестирования сеть показала максимальную относительную ошибку 4 %, что подтверждает возможность данной нейросетевой модели адекватно прогнозировать относительное изменение коэффициента теплопроводности.

С применением разработанной модели были проведены следующие исследования:

- определены уровни значимости входных параметров, влияющих на относительное изменение коэффициента теплопроводности;
- получена зависимость относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряжённости электрического поля $\lambda_e/\lambda = f(E \cdot 10^2)$;
- проведён анализ полученных результатов.

Было выявлено, что по воздействию на относительное изменение коэффициента теплопроводности максимальное значение имеет напряжённость электрического поля, что согласуется с данными [1]. Высокий уровень влияния характерен также для средней температуры слоя жидкости и тока между электродами. Поскольку при исследовании напряжённость является регулируемым эксплуатационным параметром, рассмотрим его подробнее. Графики зависимости относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля $\lambda_e/\lambda = f(E \cdot 10^2)$ представлены на рис 3.

Зависимость $\lambda_e/\lambda = f(E \cdot 10^2)$, полученная по экспериментальным данным (см. рис. 3), имеет линейный характер, при этом во всем изученном диапазоне данных наблюдается рост относительного изменения коэффициента теплопроводности при увели-

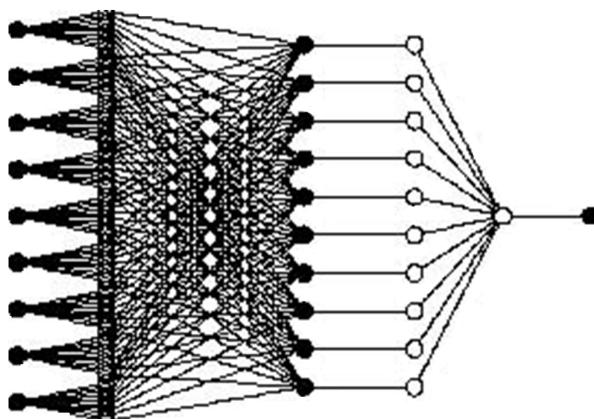


Рис. 2. Схема искусственной нейронной сети

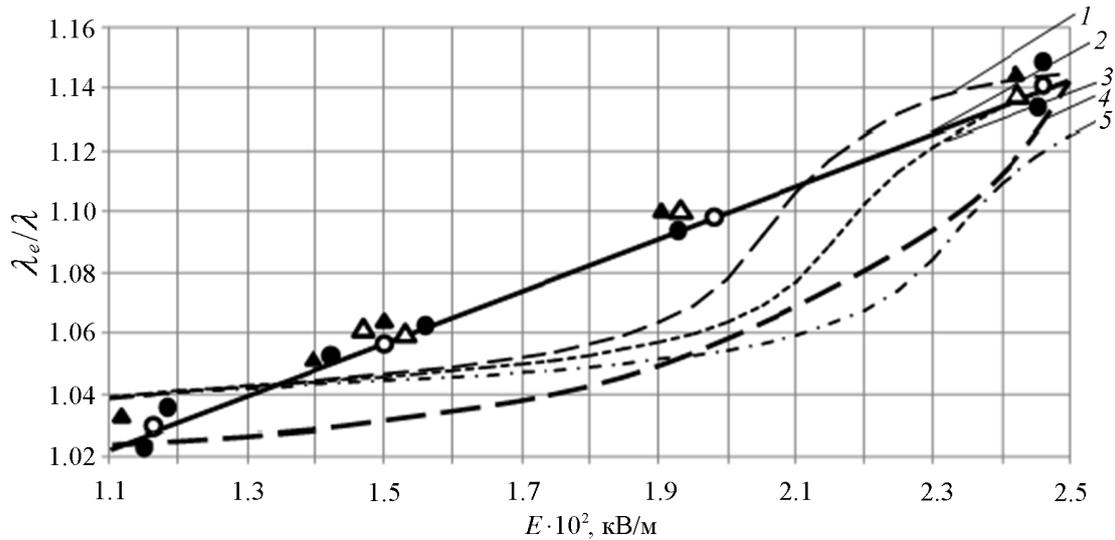


Рис. 3. Графики зависимости относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряжённости электрического поля на частоте $6 \cdot 10^5$ Гц, полученные на основе: 1 — нейросетевой модели при $\Delta e_e = 41.5$ мВ, 3 — нейросетевой модели при $\Delta e_e = 32.5$ мВ, 4 — математической модели [1], 5 — нейросетевой модели при $\Delta e_e = 20$ мВ, 2 — экспериментальная кривая [1], полученная после аппроксимации. Экспериментальные точки ●, ○, ▲, △ означают четыре значения средних температур слоя жидкости — соответственно 17.0, 17.2, 17.4 и 17.6 °C

чении напряжённости электрического поля. При построении графика этой зависимости на основе нейросетевой модели картина меняется, а именно:

- характер зависимости $\lambda_e/\lambda = f(E \cdot 10^2)$ для разных значений термоэлектродвижущих сил различается;

- наблюдается рост значения относительного изменения коэффициента теплопроводности с 1.06 до 1.11 (на 4.5 %) в диапазоне напряжённости электрического поля $2.1 - 2.4 \cdot 10^2$ кВ/м при $\Delta e_e = 20$ мВ; с 1.05 до 1.12 (на 6.2 %) в диапазоне $1.9 - 2.3 \cdot 10^2$ кВ/м при $\Delta e_e = 32.5$ мВ; с 1.06 до 1.14 (на 7 %) в диапазоне $1.9 - 2.3 \cdot 10^2$ кВ/м при $\Delta e_e = 41.5$ мВ.

Из рис. 3 видно, что характер кривой, полученной на основе математической модели [1], в целом сходен с характером кривых, полученных на основе нейросетевой модели, но не фиксирует резких отклонений.

Выводы

1. Изучена и показана возможность нейросетевого моделирования теплообмена бензола в электрическом поле. Наглядно с помощью базы знаний продемонстрирован прогноз выходного параметра (относительного изменения коэффициента теплопроводности) на заранее обученной сети с относительной погрешностью, равной 4 %. Проведён сравнительный анализ полученной зависимости.

2. Разработана методика решения задач прогнозирования с использованием программного средства на основе искусственных нейронных сетей.

3. Разработана нейросетевая модель теплообмена бензола в электрическом поле, на основании которой получена зависимость относительного изменения коэффициента теплопроводности от напряженности электрического поля $\lambda_e/\lambda = f(E \cdot 10^2)$.

Список литературы

- [1] САВИНЫХ Б.В., ГУМЕРОВ Ф.М. Свойства переноса диэлектрических жидкостей и тепло-массообмен в электрических полях. Казань: ФЭн, 2002. 384 с.
- [2] МУХУТДИНОВ А.Р., САДЫКОВ И.Ф. Оптимизация рецептуры образца аммиачно-селитренного состава для термоимплозионной обработки призабойной зоны пласта по характеристикам прочности // Вестник Казанского государственного технологического университета. 2001. Т. 4, № 1. С. 149–153.
- [3] МУХУТДИНОВ А.Р., ВАХИДОВА З.Р., ОКУЛИН М.В. Применение современных информационных технологий для определения и изучения упругих характеристик композиционных сгораемых материалов // Там же. 2011. Т. 14, № 21. С. 84–91.
- [4] МУХУТДИНОВ А.Р., ВАХИДОВА З.Р., ФАЙЗУЛЛИНА М.Р. Нейросетевое моделирование теплообмена диэлектрической жидкости в электрическом поле // Там же. 2013. Т. 16, № 1. С. 79–81.
- [5] МУХУТДИНОВ А.Р. Нейросетевое прогнозирование и управление эксплуатационными параметрами процесса горения топлива на тепловых электрических станциях // Изв. высших учебных заведений. Проблемы энергетики. 2006. № 7-8. С. 84–89.
- [6] МУХУТДИНОВ А.Р., ЛЮБИМОВ П.Е. Применение нейросетевой модели для выявления особенностей и закономерностей процесса горения твердого топлива // Теплоэнергетика. 2010. № 4. С. 59–63.
- [7] МУХУТДИНОВ А.Р., МАРЧЕНКО Г.Н., ВАХИДОВА З.Р. Нейросетевое моделирование и оптимизация сложных процессов и наукоемкого теплоэнергетического оборудования. Казань: Казанский государственный энергетический университет, 2011. 296 с.
- [8] ХАЙКИН С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд.: Пер. с англ. М.: Издательский дом "Вильямс", 2006.

*Поступила в редакцию 14 октября 2013 г.,
с доработки — 25 февраля 2014 г.*