

зервного контроля и сигнализации технологических операций,

погружных кондуктометров, р(Н)-метров и других контрольно-измерительных приборов и автоматики при необходимости;

размещение контрольно-измерительных приборов и автоматики вдали от загрязненной зоны, что облегчает возможность проведения операций технического обслуживания и ремонта, а также исключает непосредственный контакт с радиоактивными веществами;

выполнение дополнительного барботажа (перемешивания) раствора в емкости, где это допустимо;

встраивание трубок зонда непосредственно в конструкцию емкостей.

Общие недостатки гидростатических уровней-плотномеров с разделительной воздушной средой заключаются в наличии протяженных линий (трубок), требующих дополнительных вентилей или обратных клапанов для предотвращения обратного перетока раствора при давлении из емкости, а также в сложности поддержания герметичности линий при обслуживании, ремонте и проверке оборудования из-за многочисленных соединений.

Исследование выполнено в рамках федерального проекта «Передовые инженерные школы» (научный проект ПИШ-НИР-2023-005 «Разработка и внедрение алгоритмов и систем автоматизированного управления технологическими процессами»).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Chursin Y.A., Gozhimov A.I., Liventsov S.N., Shmidt O.V. Operating mode optimisation of displacing ionexchanging chromatographic columns cascade. — Chemical Engineering Transactions (CET), 2017, v. 61, p. 391—396.
2. Pletnev A.O., Goryunov A.G., Liventsov S.N. e. a. Control system of storage containers filling in the uranyl nitrate crystallization process in a linear crystallizer. — Ibid, 2018, v. 70, p. 1429—1434.
3. Nadezhdin I.S., Gozhimov A.I., Goryunov A.G. e. a. Crystallizer performance research when solution level changing. — Heliyon, 2019, v. 5, is. 5, № e01693, 12 p.
4. Патент 2010114351, Российская Федерация [Электронный ресурс]. Устройство для измерения уровня или плотности жидкости / Гофман Ф.Э. Официальный сайт ФГБУ «Федеральный институт промышленной собственности». Режим доступа: в открытом доступе. URL: <https://www.fips.ru/iiss/document.xhtml?facesredirect=true&id=edefa3dde030fb1eb9bbda8a6dbf3dd6> (дата обращения 12.10.2023).
5. Гофман Ф.Э., Гофман Р.Д., Зильберман Б.Я. и др. Лабораторный выпарной стенд с автоматизированной системой управления. — Химическая технология, 2012, т. 13, № 9, с. 565—570.
6. Nadezhdin I.S., Goryunov A.G., Svinolupov Y.G., Zadorozhnaya O.J. Study of the metrological characteristics of the hydrostatic pressure sensor. — Sensor Review, 2019, v. 39, p. 665—669.
7. Горюнов А.Г., Дядик В.Ф., Ливенцов С.Н., Чурсин Ю.А. Математическое моделирование технологических процессов водно-экстракционной переработки ядерного топлива. Томск: ТПУ, 2011, 236 с.
8. Nadezhdin I.S., Zelenetskaya E.P., Goryunov A.G. e. a. Modelling of the monitoring and control system of extraction units with nuclear-safe tanks via use of capillary impulse lines with differential low-pressure gages. — Chemical Engineering Transactions (CET), 2018, v. 70, p. 1405—1410.

Поступила в Редакцию 09.10.23

УДК 004.942

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ НА БАЗЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ИЗМЕРЕНИЯ РАСХОДА ЖИДКИХ СРЕД НА АТОМНЫХ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЯХ

Емельянов А.М., Надеждин И.С., Ливенцов С.Н. (НИ ТПУ, г. Томск)

e-mail: kun9@tpu.ru

В настоящее время многие технологические процессы в различных отраслях промышленности связаны с транспортированием жидкости по тру-

бопроводам. Важнейшим условием эффективности таких процессов является наличие достоверной информации об их основных технологических

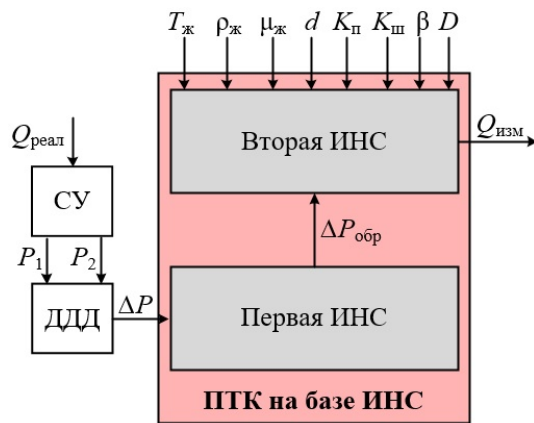
переменных. Одним из способов измерения расхода жидких сред является использование измерительных систем, базирующихся на сужающих устройствах. Этот тип расходомеров особенно распространен в тепловой и атомной энергетике.

В атомной промышленности выдвигаются особые требования к точности измерения расхода жидких сред, характеристики которых очень разнообразны. Существует много работ и изобретений, направленных на повышение точности измерения расхода и давления жидких сред. Статья [1] о разработке системы для измерения расхода, плотности и температуры жидких сред на базе высокоточного кориолисового расходомера примечательна объединением измерения важнейших параметров жидкой среды одной системой. Способ измерения расхода многофазной газожидкостной среды с помощью сужающего устройства на основе трубы Вентури описан в работе [2]. Изобретение [3] позволяет повысить точность измерения расхода жидких и газообразных сред с помощью зондирования акустическими волнами. В работе [4] указывается, что большинство известных методов измерения давления и расхода жидких щелочных металлов (натрия и сплава натрия с калием) в качестве теплоносителя неприменимы из-за несовершенства способов измерения, малой точности или чрезвычайно малой надежности. Главными факторами неприменимости известных методов являются высокая температура теплоносителя, наличие окислов в расплаве и влияние ионизирующего излучения на приборы измерения. В статье [5] описано применение цифровой обработки сигналов первичных преобразователей с помощью сигнальных процессоров (DSP) для повышения точности измерений расхода жидких сред в кориолисовых и ультразвуковых расходомерах. Использованию искусственных нейронных сетей для определения коэффициента истечения в зависимости от параметров среды, трубопровода и сужающего устройства посвящена работа [6]. Таким образом, повышение точности измерений расхода жидких сред является актуальной задачей, в решении которой можно выделить два направления

[1—6]: первое заключается в применении новых подходов к фильтрации измерительных сигналов [5], второе — в модернизации математических моделей, реализованных в составе программно-технических комплексов [1—2, 4—6]. Особый интерес представляют работы [1, 2, 6] об использовании искусственных нейронных сетей (ИНС) и современных программно-технических комплексов (ПТК).

Цифровая обработка измерительного сигнала. Чтобы повысить точность измерения расхода жидких сред в измерительных каналах в условиях повышенных требований к надежности на предприятиях атомной промышленности, предлагается применять ИНС. В существующий измерительный канал, состоящий из трубопровода, сужающего устройства и датчика дифференциального давления, интегрируется программно-технический комплекс на базе искусственных нейронных сетей, позволяющий вычислять расход жидкой среды $Q_{\text{изм}}$ по измеренному перепаду давления на сужающем устройстве ΔP с учетом таких параметров, как температура $T_{\text{ж}}$, плотность $\rho_{\text{ж}}$ и динамическая вязкость $\mu_{\text{ж}}$ жидкой среды, внутренний диаметр D трубопровода и диаметр d отверстия сужающего устройства (СУ) при рабочей температуре среды, относительный диаметр β этого отверстия, поправочные коэффициенты на притупление входной кромки диафрагмы ($K_{\text{п}}$) и шероховатость внутренней поверхности трубопровода ($K_{\text{ш}}$). В состав программно-технического комплекса входит две ИНС: первая предназначена для цифровой обработки измерительного сигнала датчика дифференциального давления (ДДД) с целью минимизации влияния шумовой составляющей сигнала на результат измерений, вторая — для определения расхода жидкой среды с учетом измеренного и обработанного измерительного сигнала дифференциального давления $\Delta P_{\text{обр}}$ и остальных параметров канала (рис. 1).

В рамках данной работы исследована вторая ИНС, представляющая собой нейросетевую модель.



Р и с. 1. Структурная схема применения ИНС: $Q_{\text{реал}}$ — реальный расход жидкой среды

Создание обучающей выборки. Для разработки нейросетевой прогнозирующей модели необходимо сформировать обучающую выборку. Она для повышения точности измерения расхода жидкой среды должна основываться на экспериментальных данных и учитывать параметры жидкой среды, трубопровода и сужающего устройства (см. рис. 1). Обучающая выборка была создана с применением первопринципной модели в соответствии с нормативными документами [7, 8]. Используемые в них математические выражения подкреплены большим количеством экспериментальных данных, поэтому можно утверждать, что обучающая выборка на них основана.

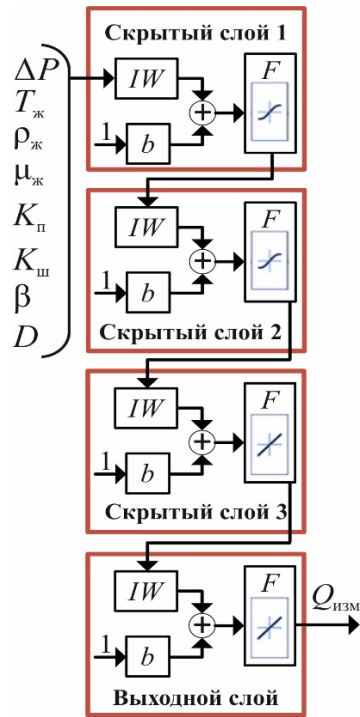
Сформированная обучающая выборка состоит из 410 тыс. значений, в ней представлены данные для входных и выходной переменных. Выходная и шесть входных переменных заданы определенными значениями в указанных диапазонах: $Q_{\text{реал}}$ от $2 \cdot 10^{-4}$ до $0,025 \text{ м}^3/\text{с}$, ΔP от 500 до 10^5 Па , $\rho_{\text{ж}}$ от 998,6 до $995,7 \text{ кг}/\text{м}^3$, $\mu_{\text{ж}}$ от 0,001002 до $0,000798 \text{ Па} \cdot \text{с}$, $T_{\text{ж}}$ от 18 до $30 \text{ }^\circ\text{C}$ (шаг 1), d — 10,2, 20,4 и $28,896 \text{ мм}$, β — 0,2, 0,4 и 0,566. Еще три входных переменных определены однозначно: $K_{\text{п}}$ и $K_{\text{ш}}$ равны единице, D — 51 мм.

Разработка ИНС. Были рассмотрены работы [6, 9—12], в которых для решения аналогичных задач по определению коэффициента истечения для газового потока в зависимости от числа Рейнольдса и относительного диаметра трубопровода [9], а также по установлению расхода жидкости через сужающее устройство в зави-

симости от ряда параметров измерительного канала [6], используют линейные ИНС с разным количеством скрытых слоев. Оно, в свою очередь, зависит от количества входных факторов, учитываемых при прогнозировании. При этом во всех рассмотренных работах линейные многослойные ИНС показали удовлетворительный результат моделирования, который по точности превосходит результаты, полученные с помощью других подходов и алгоритмов.

После анализа работ [6, 9—12] было принято решение использовать линейную многослойную ИНС для измерения расхода жидкости в зависимости от параметров измерительного канала. Провели исследования по определению оптимальной структуры ИНС, разработали однослойную, двухслойную и трехслойную ИНС, количество нейронов в скрытых слоях которых варьировали от 10 до 50 с шагом в десять нейронов. В качестве функции активации для скрытого слоя использовали сигмоидную функцию, для линейного — линейную. Для каждой из 15 разработанных ИНС был проведен вычислительный эксперимент по определению точности обучения, заключающийся в сравнении результатов измерения расхода жидкости, полученных при использовании обучающей выборки в качестве входных параметров, с выходным параметром обучающей выборки. На основании определенных значений среднеквадратического отклонения выбрана трехслойная структура ИНС с 50, 30 и 10 нейронами в скрытых слоях соответственно (рис. 2).

Установлено [6, 9—12], что для обучения линейной многослойной ИНС целесообразно использовать алгоритм Левенберга — Марквардта. Сначала обученную трехслойную линейную ИНС проверили на тестовой выборке, полностью повторяющей обучающую. Далее были созданы две тестовые выборки с переменными, представленными в таблице. Среднеквадратическое отклонение между расходом жидкости, определенным нейросетью, от реального расхода составило $8,96 \cdot 10^{-5}$.



Р и с. 2. Структура трехслойной линейной ИНС для определения расхода жидкости: IW и b — массив весов и смещений всех нейронов слоя соответственно; F — функция активации

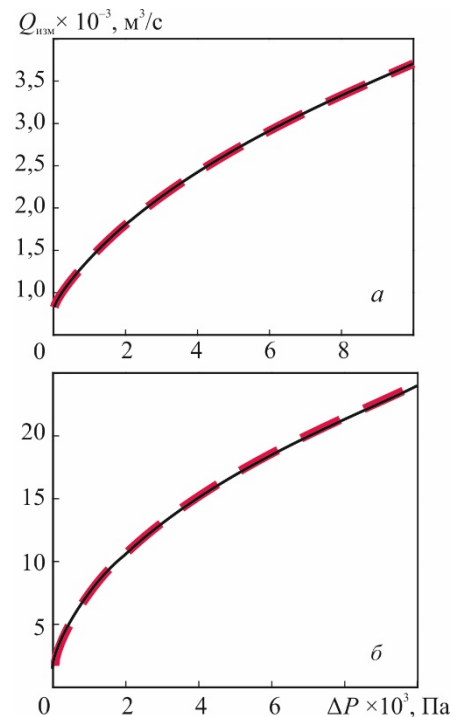
Диапазон варьирования переменных в выборках

Переменная	Выборка 1	Выборка 2
ΔP , Па	500— 10^4 (шаг 1)	200— 10^5 (шаг 5)
$\rho_{ж}$, кг/м ³	998,2	995,7
$\mu_{ж}$, Па·с	0,001004	0,000798
$T_{ж}$, °C	20	30
d , мм	20,4	28,896
D , мм		51
β	0,4	0,566
$K_{п}$		1
$K_{ш}$		1

Результаты определения расхода жидкости сопоставили с расчетными данными, полученными с помощью программного комплекса «Расходомер ИСО», который прошел метрологическую аттестацию и используется в Госкорпорации «Росатом». Исходные данные для программного комплекса были идентичны тестовым выборкам. Среднеквадратическое отклонение результатов определения расхода жидкости для первой выборки составило 0,32%, для второй — 0,2% (рис. 3).

Результаты. Разработанная нейросетевая модель для определения расхода жидкости позволила учесть параметры жидкой среды, трубопровода и сужающего устройства. Для проверки модели

были проведены тесты с двумя сгенерированными выборками. Среднеквадратическое отклонение результатов прогнозирования расхода с помощью нейросетевой модели от результатов, полученных с помощью программного комплекса «Расходомер ИСО», не превысило 0,32%. Наибольшее отклонение (см. рис. 3) наблюдалось в начале диапазона изменения перепада давления, что обусловлено ограничениями, вложенными в первопринципную модель [7, 8]. Ранее была рассмотрена проблема определения расхода в начале диапазона в контексте многократного увеличения шумовой составляющей при использовании корнеизвлекающей функции для расчета расхода жидкости [13].



Р и с. 3. Результат прогнозирования расхода жидкости, полученный при помощи программного комплекса (—) и нейросети (—), для первой (а) и второй выборки (б)

Разработанная нейросетевая модель имеет большой потенциал для модернизации. В обучающей выборке из жидких сред учитывалась только вода. Сужающее устройство представляло собой диафрагму. Материалом трубопровода и сужающего устройства служила сталь марки 08X18H10T. При расширении обучающей выборки и учете разных сред, типов сужающих устройств и параметров трубопровода можно добиться повышения универсальности нейросетевой модели.

Заключение. Разработанная нейросетевая модель для вычисления расхода жидких сред позволяет определить объемный расход в зависимости от перепада давления на сужающем устройстве, параметров трубопровода и сужающего устройства, характеристик измеряемой среды. В результате исследований были выбраны оптимальные параметры ИНС: метод обучения Левенберга — Марквардта, линейная функция активации нейронов выходного слоя, 50 нейронов в первом скрытом слое, 30 — во втором, 10 — в третьем. Среднеквадратическое отклонение результатов прогнозирования расхода с помощью нейросетевой модели от результатов программного комплекса «Расходомер ИСО» не превысило 0,32%.

Стремительное развитие микропроцессорных систем диктует применение для определения расхода жидкости именно нейросетей, а не системы дифференциальных уравнений. Широкое распространение получают нейросетевые ядра в составе микропроцессоров, которые оптимизированы для матричных вычислений. На отечественном рынке микропроцессорных устройств есть перспективные модули с предназначенным для нейровычислений ядром особой архитектуры. Дальнейшая работа будет направлена на интеграцию разработанной ИНС в отечественное аппаратное решение.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22-79-00011.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Кириянов В.Л., Глухов О.Д.** Многофункциональная система для измерения расхода, плотности и температуры жидких сред на базе высокоточного кориолисового расходомера. — Датчики и системы, 2005, № 9 (76), с. 19—20.
2. **Наумчик И.В., Пирогов С.Ю., Шевченко А.В.** Способ измерения расхода многофазной среды. — Фундаментальные исследования, 2015, № 10, с. 507—511.
3. **Патент 2073830**, Российская Федерация [Электронный ресурс]. Способ измерения расхода жидких и газообразных сред / Колмаков И.А., Самарцев В.В. Официальный сайт ФГБУ «Федеральный институт промышленной собственности». Режим доступа: в открытом доступе. URL: <https://www.fips.ru/iiss/document.xhtml?facesredirect=true&id=dbb6fd6ab6d1093625b9d19e3d6fe079a> (дата обращения 03.10.2023).
4. **Кириллов П.Л., Колесников В.Д., Кузнецов В.А., Турчин Н.М.** Приборы для измерения давления, расхода и уровня расплавленных щелочных металлов. — Атомная энергия, 1960, т. 9, вып. 3, с. 173—182. // **Kirillov P.L., Kolesnikov V.D., Kuznetsov V.A., Turchin N.M.** Instruments for measuring the pressure, flow, and level of fused alkali metals. — Atomic Energy, 1961, v. 9, № 3, p. 685—693.
5. **Жестков А.В.** Применение DSP-технологий для измерения расхода жидких и газообразных сред в кориолисовых и ультразвуковых расходомерах «Элметро». — Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности, 2013, № 3, с. 13—18.
6. **Dayev Z.A.** Application of artificial neural networks instead of the orifice plate discharge coefficient [Electronic resource]. — Flow Meas. Instrum., 2020, v. 71, № 101674, 15 p. Website of Elsevier B.V. Access mode: by subscription. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0955598619302560> (date of the application 03.10.2023).
7. **Измерение расхода и количества жидкостей и газов с помощью стандартных сужающих устройств.** ГОСТ 8.586.1-2005. М.: Межгосударственный совет по стандартизации, метрологии и сертификации, 2005, 23 с.
8. **Measurement of fluid flow by means of pressure differential devices inserted in circular cross-section conduits running full.** ISO 5167-1:2022. Geneva, Switzerland: International Organization for Standardization, 2022, 30 p.
9. **Dayev Z., Kairakbaev A., Yetilmezsoy K. e. a.** Approximation of the discharge coefficient of differential pressure flowmeters using different soft computing strategies [Electronic resource]. — Flow Meas. Instrum., 2021, v. 79, № 101913, 15 p. Website of Elsevier B.V. Access mode: by subscription. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0955598619302560> (date of the application 03.10.2023).
10. **Abad A.R.B., Tehrani P.S., Naveshki M. e. a.** Predicting oil flow rate through orifice plate with robust machine learning algorithms [Electronic resource]. — Ibid, 2021, v. 81, № 102047, 17 p. Website of Elsevier B.V. Access mode: by subscription. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0955598621001527> (date of the application 03.10.2023).
11. **Sravani V., Krishnan Venkata S.** Prediction of flow by linear parameter varying model under disturbance [Electronic resource]. — Measurement, 2021, v. 186, № 110124, 19 p. Website of Elsevier B.V. Access mode: by subscription. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263224121010435> (date of the application 03.10.2023).
12. **Ghorbani H., Wood D.A., Choubineh A. e. a.** Prediction of oil flow rate through an orifice flow meter: artificial intelligence alternatives compared. — Petroleum, 2020, v. 6, p. 404—414.
13. **Надеждин И.С., Емельянов А.М., Горюнов А.Г.** Применение искусственных нейронных сетей для обработки зашумленных сигналов в измерительных каналах расхода жидкости. — Приборы, 2013, № 7, с. 36—47.

Поступила в Редакцию 11.10.23