

Применение машины опорных векторов для моделирования коэффициента истечения расходомеров переменного перепада давлений

Жанат Арикулович Даев^{1✉}, Гульжан Ережеповна Шопанова²

^{1, 2} Баишев Университет, Актобе, Республика Казахстан

¹zhand@yandex.ru ✉, <https://orcid.org/0000-0002-7685-2862>

²shopanova80@mail.ru

Аннотация. Изучена проблема повышения точности измерения расхода жидкостей и газов расходомерами переменного перепада давлений. Рассмотрено моделирование коэффициента истечения диафрагмы расходомеров переменного перепада давлений методами машинного обучения. Показано, что существующие модели коэффициента истечения диафрагмы сложны, значения коэффициентов требуется уточнять в процессе эксплуатации расходомеров. Предложено в качестве коэффициента истечения диафрагмы использовать модель на основе машины опорных векторов. Описаны структура и процесс обучения модели и указаны параметры обучения. Приведены результаты моделирования, полученные при обучении и тестировании модели, и подтверждена её эффективность. Выполнен сравнительный анализ предложенной модели на основе машины опорных векторов и существующей модели в виде эмпирического уравнения Ридер-Харриса и Галлахера. Показано, что предложенная модель коэффициента истечения не уступает по точности и эффективности действующей модели, и позволяет совершенствовать системы измерения расхода жидкостей и газов. Результаты исследования будут полезны для работ в области добычи, транспорта и хранения природного газа.

Ключевые слова: расход газа, коэффициент истечения, переменный перепад давлений, диафрагма, машина опорных векторов, машинное обучение, расходомер

Для цитирования: Даев Ж. А., Шопанова Г. Е. Применение машины опорных векторов для моделирования коэффициента истечения расходомеров переменного перепада давлений // Измерительная техника. 2022. № 4. С. 37–42. <https://doi.org/10.32446/0368-1025it.2022-4-37-42>

Modelling of the discharge coefficient of differential pressure flowmeters by the support vector machine

Zhanat A. Dayev^{1✉}, Gulzhan E. Shopanova²

^{1, 2} Baishev University, Aktobe, Kazakhstan

¹zhand@yandex.ru ✉, <https://orcid.org/0000-0002-7685-2862>

²shopanova80@mail.ru

Abstract. The article discusses a method for modeling the differential pressure flowmeters of using machine learning methods. In the proposed work, a model in the form of a support vector machine is used as the discharge coefficient of the orifice plate. The paper describes in detail the learning process of the proposed model, and discusses its structure for the discharge coefficient in the form of a support vector machine, provides training parameters. The paper also provides simulation results, both during training and during testing of the model, which confirm the effectiveness of the proposed alternative method of reproducing the discharge coefficient. The authors of the article presented a comparative analysis of the obtained model for the discharge coefficient in the form of a support vector machine with the values of the current Reader-Harris and Gallagher equation. The paper shows that the model of the discharge coefficient in the form of a support vector machine is not inferior in accuracy and efficiency to the current models, and allows improving the systems for measuring the flow rate of liquids and gases. The obtained research results for differential pressure flow measurement systems of gas are relevant, and are of interest for natural gas production, transportation and storage facilities.

Keywords: gas flow rate, discharge coefficient, differential pressure, orifice plate, support vector machines (SVM), neural network, machine learning, flow meter

Введение. Измерение расхода и количества различных веществ играет важную роль при организации многих производственных процессов. Методы измерений расхода и количества веществ согласно ряду признаков [1] условно можно

разделить на традиционные и инновационные технологии. Методы, реализуемые в существующих расходомерах переменного перепада давлений, не относятся к инновационным, однако их можно модифицировать с помощью новых технологий,

применяемых в смежных областях. Развитие вычислительной техники и методов машинного обучения также оказывает влияние на методы и средства измерения расхода и количества жидкостей и газов, в том числе на расходомеры переменного перепада давления.

В соответствии с работами [2–4] массовый расход вещества, которое поступает на вход измерительного преобразователя, описывается следующей зависимостью:

$$Q = \frac{\pi d^2}{4} \frac{C_d}{\sqrt{1-\beta^4}} \varepsilon \sqrt{2\Delta p \rho}, \quad (1)$$

где d , β – соответственно диаметр отверстия и относительный диаметр измерительного преобразователя; C_d – коэффициент истечения измерительного преобразователя; ε – коэффициент расширения вещества, если измеряемое вещество газ; Δp – перепад давления на измерительном преобразователе; ρ – плотность вещества.

В качестве измерительного преобразователя часто используется измерительная диафрагма. Коэффициент истечения измерительной диафрагмы в формуле (1) представляет отношение действительного измеренного расхода к теоретическому значению, рассчитанному по уравнению (1) без учёта коэффициента истечения. В [5] сделана попытка аппроксимировать полученные в ходе эксперимента коэффициенты истечения в одно универсальное уравнение в виде функции двух переменных от относительного диаметра диафрагмы и числа Рейнольдса.

Одним из уравнений расчёта коэффициента истечения диафрагм является эмпирическое уравнение Ридер-Харриса и Галлахера, полученное на основе обновленных экспериментальных данных и используемое в действующих международных нормативных документах. Это уравнение для коэффициента истечения записывается в следующем виде [6]:

$$\begin{aligned} C_d = & 0,5961 + 0,0261\beta^2 - 0,216\beta^8 + 0,000521 \left(\frac{10^6 \beta}{Re} \right)^{0,7} + \\ & + (0,0188 + 0,0063A)\beta^{3,5} \left(\frac{10^6}{Re} \right)^{0,3} + \\ & + (0,043 + 0,08e^{-10L_1} - 0,123e^{-7L_1})(1 - 0,11A) \frac{\beta^4}{1 - \beta^4} - \\ & - 0,031(M_2 - 0,8M_2^{1,1})\beta^{13} + M_3, \end{aligned} \quad (2)$$

где $A = (19000\beta/Re)^{0,8}$; $M_2 = 2L_2/(1-\beta)$;

$$M_3 = \begin{cases} 0, & D \geq 0,07112 \text{ м;} \\ 0,011(0,75 - \beta)(2,8 - D/0,0254), & D < 0,07112 \text{ м;} \end{cases}$$

Re – число Рейнольдса; D – внутренний диаметр измерительного трубопровода; коэффициенты L_1 , L_2 рассчитывают в зависимости от способа отбора давления.

Исследования по совершенствованию и уточнению уравнения коэффициента истечения измерительных диафрагм продолжены в работах [6–8]. Подробный анализ

неопределённостей коэффициента истечения представлен в [9]. В [4] предложено альтернативное уравнение для коэффициента истечения в виде степенного ряда, значения которого зависят от относительного диаметра диафрагмы. В [10, 11] представлены результаты исследования измерительных диафрагм в потоках с малыми значениями числа Рейнольдса, показано влияние этого параметра на коэффициент истечения.

Дальнейшее совершенствование методов описания коэффициента истечения диафрагм связано с применением методов машинного обучения. Например, в [12] выполнено моделирование коэффициента истечения с помощью искусственных нейронных сетей, где сеть полностью заменила уравнение коэффициента истечения. В [13] выполнено моделирование коэффициента истечения с помощью метода нечётких множеств. В [14] для моделирования исследуемого коэффициента истечения использовали такие методы, которые в машинном обучении называются решающими деревьями, в том числе алгоритм «случайный лес» (random forest). В [15] методами теории инвариантности в измерительной технике коэффициент истечения полностью исключён из уравнения.

Цель статьи – разработать модель коэффициента истечения измерительной диафрагмы с помощью сети, построенной с использованием метода опорных векторов, – машины опорных векторов (support vector machines, SVM).

Метод опорных векторов. В соответствии с работами [16, 17] SVM являются универсальными сетями прямого пространства для решения задач классификации образов и задач нелинейной регрессии. Метод опорных векторов предложен В. Вапником на основе метода минимизации риска [16]. Архитектурно SVM состоят из входного слоя, куда поступает измеряемая информация скрытого слоя, состоящего из функций-ядер, и выходного слоя, где имеются формирующие результат нейроны. В зависимости от алгоритма настройки опорных векторов можно создать три типа обучаемых машин. К ним относятся полиномиальные обучаемые машины, сети на основе радиальных базисных функций, двухслойные персептроны [16].

При моделировании коэффициента истечения расходомеров переменного перепада давлений авторы настоящей статьи решали задачу регрессии. В ходе решения задачи задавали обучающую выборку объёмом l $\mathbf{X}\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^l$. Целью был поиск некоторой функции $g(\mathbf{x})$, которая наиболее эффективно аппроксимировала бы выборку для модели коэффициента истечения. Для решения этой задачи задавали функцию потерь в виде лагранжиана

$$L[y, g(\mathbf{x})] = \begin{cases} |y - g(\mathbf{x})| - h, & |y - g(\mathbf{x})| > h; \\ 0, & |y - g(\mathbf{x})| \leq h, \end{cases}$$

где $\mathbf{x}$ – вектор входных данных для переменной, описывающей признак аппроксимируемого объекта; y – характеристика, приписываемая объекту; h – определяющий допустимое отклонение результата положительный параметр, который задаётся экспертом в ходе исследования [17].

Решение задачи регрессии в линейном случае искали в разделяющей гиперплоскости вида

$$f(\mathbf{x}) = (\mathbf{w}, \mathbf{x}) - w_0,$$

где $\mathbf{w}$ – вектор весовых коэффициентов; w_0 – постоянное заданное значение.

В линейном случае лагранжиан, представлявший функцию потерь, принимал вид $a(x_i) = |(\mathbf{w}, x_i) - w_0 - y_i|_h$ для каждого вектора (x_i, y_i) .

Функционал потерь выражали формулой

$$L_h(a, \mathbf{X}) = \sum_{i=1}^l |(\mathbf{w}, x_i) - w_0 - y_i|_h + \tau(\mathbf{w}, \mathbf{w})^2 \rightarrow \min_{\mathbf{w}, w_0},$$

где $\tau = 1/(2C)$; параметр C выбирается экспертом вручную для обеспечения минимизации функционала потерь.

Модель коэффициента истечения диафрагмы. Предложенная модель коэффициента истечения в виде SVM реализована в вычислителях расхода жидкостей и газов. SVM строилась в вычислителе расхода газа – программируемом логическом контроллере информационно-измерительной системы расхода жидкостей или газа.

Для моделирования коэффициента истечения на входной слой SVM поступала информация о числе Рейнольдса и относительном диаметре диафрагмы, а в выходном слое формировались значения коэффициента. Для обучения SVM авторы настоящей статьи использовали набор данных, полученный на основе уравнения Ридер-Харриса и Галлахера в соответствии с работами [3, 6, 7]. При решении данной задачи в качестве ядер в скрытом слое авторы применяли радиально базисные функции [17]:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|^2), \quad (3)$$

где $\mathbf{c}$ – вектор центров (координат вертикальных осей симметрии) для переменной, описывающей признак аппроксимируемого объекта; γ – настроечный параметр, связанный с радиусом рассеяния входных переменных.

Во время моделирования коэффициента истечения расхода переменной перепада давлений авторами настоящей статьи получены следующие статистические показатели, которые характеризуют качество модели: наблюдаемое среднее значение 0,607001; прогнозируемое среднее значение 0,603199; среднее квадратическое отклонение наблюдаемой выборки 0,012091; среднее квадратическое отклонение прогнозируемых значений 0,014693; среднеквадратическая погрешность модели 0,000190; погрешность среднего значения 0,003802; коэффициент корреляции 0,525854; коэффициент вариации 1,094807.

Обучающей выборкой послужили данные, полученные на основе уравнения Ридер-Харриса и Галлахера (2). Выборка для решения поставленной задачи состояла из 16449 данных. Из этого набора 12335 данных использовали для обучения SVM, а 4114 данных – для формирования тестовой выборки. В процессе разработки SVM для аппроксимации

коэффициента истечения настроечный параметр ядер выбрали равным $\gamma = 0,5$, а параметр для допустимого отклонения результата приняли равным $h = 0,1$.

В ходе обучения получена структура модели в виде сети из 107 опорных векторов. На рис. 1 показана структура SVM, которая моделирует коэффициент истечения измерительной диафрагмы. В данной модели в качестве ядер использованы радиально-базисные функции (3).

Метод опорных векторов является обучением, состоящим из нескольких итераций, и продолжающимся до тех пор, пока не будет достигнут заданный уровень точности. На входной слой SVM авторы настоящей статьи подавали входной вектор данных, содержащий значения относительного диаметра диафрагмы и числа Рейнольдса. Скрытый слой состоял из ядер в виде радиально-базисных функций, а в выходном нейроне формировалось значение коэффициента истечения. Параметры обучения SVM,

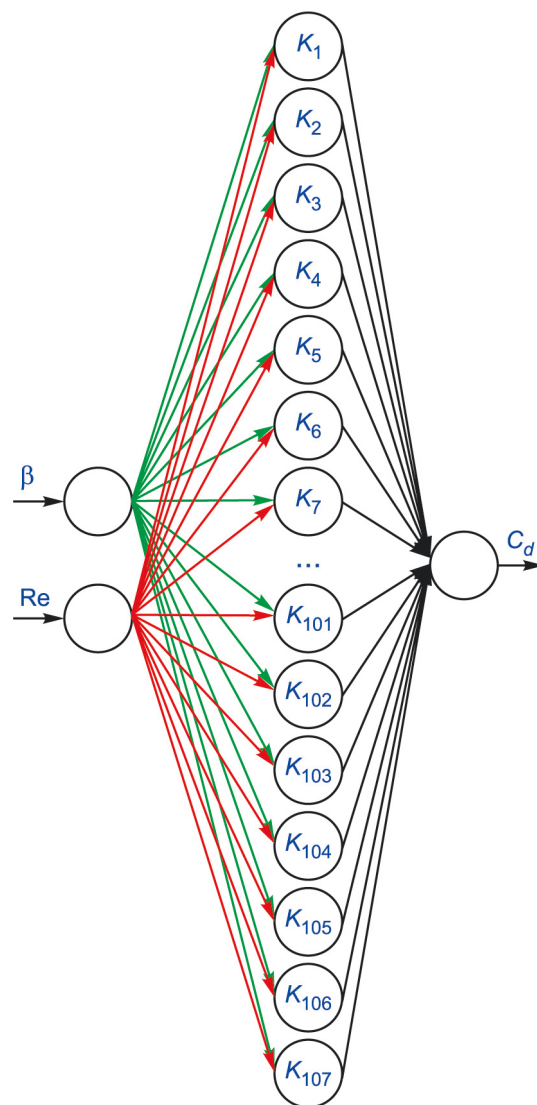


Рис. 1. Структура SVM для коэффициента истечения

Fig. 1. The structure of the support vector machine for the discharge coefficient

выполнявшей моделирование коэффициента истечения, представлены в таблице. Параметры обучения из таблицы являются весовыми коэффициентами, связывающими через скалярное произведение значения данных, которые подаются на входной слой с ядрами, с данными на выходном слое SVM.

Результаты апробации модели. Набор данных разделили на обучающую и тестовую выборки. В ходе тренировки SVM получили соотношение между имеющимися данными и данными, которые моделировали машиной. Указанная зависимость для тренировочного режима показана на рис. 2, а. На рисунке по оси абсцисс представлены значения коэффициента истечения, используемые для тренировки C_d^T , а по оси ординат представлены значения коэффициента C_d^{SVM} , полученные на выходе SVM. Точечные графики моделей коэффициента истечения на основе SVM построены для различных значений относительного диаметра диафрагмы. Кривые графиков гладкие.

На рис. 2, б представлена аналогичная зависимость только для тестовой выборки. Изменения коэффициента истечения на малых значениях чисел Рейнольдса в начале диапазона нелинейны. Графики на рис. 2, а, б имеют резкие переходы, которые можно устранить большим набором данных в этом диапазоне для лучшей аппроксимации коэффициента истечения. Зависимости на рис. 2, а, б похожи, чем больше значения коэффициентов, тем более линейным становится характер изменения коэффициента. Это объясняется поведением экспериментального коэффициента истечения, который аппроксимирован уравнением (2). Указанное явление наблюдается для значений коэффициента истечения, которые были получены в ходе экспериментов, что подтверждает правильность моделирования.

Сравним результаты, полученные с помощью новой модели коэффициента истечения на базе SVM, и результат применения классического уравнения Ридер-Харриса и Галлахера для коэффициента истечения (рис. 3). Синими

Значения параметров обучения SVM

K	Re	β	C_d	K	Re	β	C_d	K	Re	β	C_d
1	0,999514	0,000000	-0,3293	37	0,497082	0,769231	0,0604	73	0,00292	0,923077	10,000
2	0	0,307692	10,000	38	0,498054	0,769231	0,1928	74	0,00341	0,923077	10,000
3	0	0,461538	10,000	39	0,499027	0,769231	0,0851	75	0,03842	0,923077	-1,271
4	0,017996	0,461538	-7,8862	40	0,499514	0,769231	0,0894	76	0,46109	0,923077	5,3350
5	0,465467	0,461538	0,1904	41	0,500000	0,769231	0,1352	77	0,53259	0,923077	0,2053
6	0,471790	0,461538	0,0735	42	0,500486	0,769231	0,2010	78	0,53307	0,923077	0,4535
7	0,473735	0,461538	0,0494	43	0,500973	0,769231	0,1000	79	0,53356	0,923077	0,6808
8	0,475681	0,461538	0,1000	44	0,501946	0,769231	0,1021	80	0,53599	0,923077	0,3139
9	0,476167	0,461538	0,0830	45	0,502432	0,769231	0,1288	81	0,53696	0,92307	0,2788
10	0,478113	0,461538	0,1136	46	0,503891	0,769231	0,0548	82	0,53745	0,92307	0,6831
11	0,484436	0,461538	0,1545	47	0,504864	0,769231	0,1269	83	0,53794	0,92307	0,2020
12	0,486381	0,461538	0,0820	48	0,505837	0,769231	0,6313	84	0,53939	0,92307	0,0386
13	0,488327	0,461538	0,0923	49	0,506809	0,769231	0,1511	85	0,00049	1,00000	10,000
14	0,489300	0,461538	0,1054	50	0,507296	0,769231	0,0966	86	0,00097	1,00000	10,000
15	0,490759	0,461538	0,1855	51	0,507782	0,769231	0,2944	87	0,00146	1,00000	10,000
16	0,491245	0,461538	0,0931	52	0,508268	0,769231	0,1569	88	0,00195	1,00000	10,000
17	1,000000	0,461538	-1,1436	53	0,509241	0,769231	0,1406	89	0,00292	1,00000	10,000
18	0	0,615385	10,0000	54	0,510214	0,769231	0,3808	90	0,00389	1,00000	10,000
19	0,023346	0,615385	-10,000	55	0,511673	0,769231	0,5150	91	0,00438	1,00000	10,000
20	0,023833	0,615385	-10,000	56	0,512646	0,769231	0,1667	92	0,03210	1,00000	-2,278
21	0,024319	0,615385	-6,4155	57	0,513132	0,769231	0,1967	93	0,03551	1,00000	-2,664
22	0,028696	0,615385	-10,000	58	0,514105	0,769231	0,3609	94	0,03842	1,00000	-10,00
23	0,029183	0,615385	-8,663	59	0,516537	0,769231	0,2099	95	0,03891	1,0000	-10,000
24	0,513619	0,615385	0,1954	60	0,517510	0,769231	0,2236	96	0,03939	1,0000	-0368
25	1,000000	0,615385	-1,109	61	0,518482	0,769231	0,1727	97	0,04231	1,0000	-10,000
26	0,000000	0,769231	10,000	62	0,519455	0,769231	0,6180	98	0,04280	1,0000	-10,000
27	0,000486	0,769231	10,000	63	0,519942	0,769231	0,1919	99	0,04329	1,0000	-10,000
28	0,000973	0,769231	10,000	64	0,520914	0,769231	0,1966	100	0,04377	1,0000	-4,4585
29	0,001946	0,769231	10,000	65	0,522374	0,769231	0,1856	101	0,04718	1,0000	-10,000
30	0,023833	0,769231	-2,4290	66	0,526265	0,769231	0,2636	102	0,04767	1,0000	-10,00
31	0,027237	0,769231	-10,000	67	0,52772	0,769231	0,2858	103	0,04815	1,0000	-10,00
32	0,027724	0,769231	-10,000	68	0,54474	0,769231	0,4555	104	0,05253	1,0000	-10,00
33	0,031615	0,769231	-10,000	69	0,00000	0,923077	10,000	105	0,05302	1,0000	-9,5500
34	0,032101	0,769231	-4,7120	70	0,00097	0,923077	10,000	106	0,05934	1,0000	-10,000
35	0,045233	0,769231	-4,2890	71	0,00146	0,923077	10,000	107	0,99903	1,0000	-1,2139
36	0,428502	0,769231	3,4216	72	0,00195	0,923077	10,000				

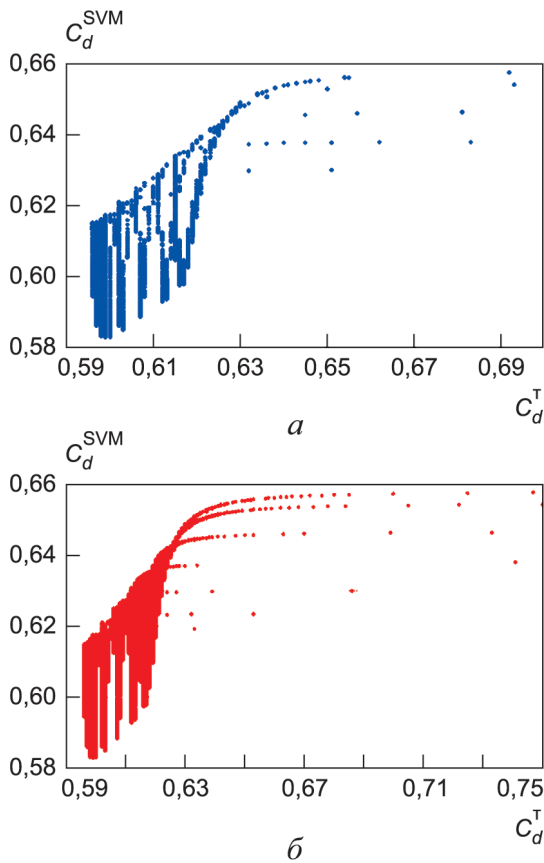


Рис. 2. Зависимость смоделированных коэффициентов истечения от исходных значений в тренировочном (а) и тестовом (б) режимах

Fig. 2. The dependence of the modeled expiration coefficients on the initial values in the training (a) and test (b) modes

линиями показаны кривые для уравнения Ридер-Харриса – Галлахера, а красными линиями показаны результаты моделирования исследуемого коэффициента с помощью SVM. Обе зависимости построены для нескольких значений относительного диаметра в диапазоне 0,20–0,75. Графики немного отличаются друг от друга. Поэтому на рис. 4 представлены зависимости для абсолютных погрешностей коэффициентов истечения относительно моделируемого значения коэффициента истечения C_d^{SVM} . На рис. 4 представлена зависимость, которая косвенно наблюдается на рис. 3. Максимальные значения абсолютной погрешности изучаемого коэффициента наблюдаются в начале и середине диапазона. При этом максимальное значение абсолютной погрешности не превосходит 0,025.

Несмотря на неполное совпадение характера изменения моделируемого коэффициента истечения, погрешность модели низкая в обоих режимах. Поэтому SVM можно использовать в качестве моделей характеристик расходомеров переменного перепада давлений. Структуру такой модели можно реализовать в вычислительных устройствах систем измерений расхода. Точность аппроксимации коэффициента истечения для таких расходомерных систем можно увеличить путём значительного увеличения

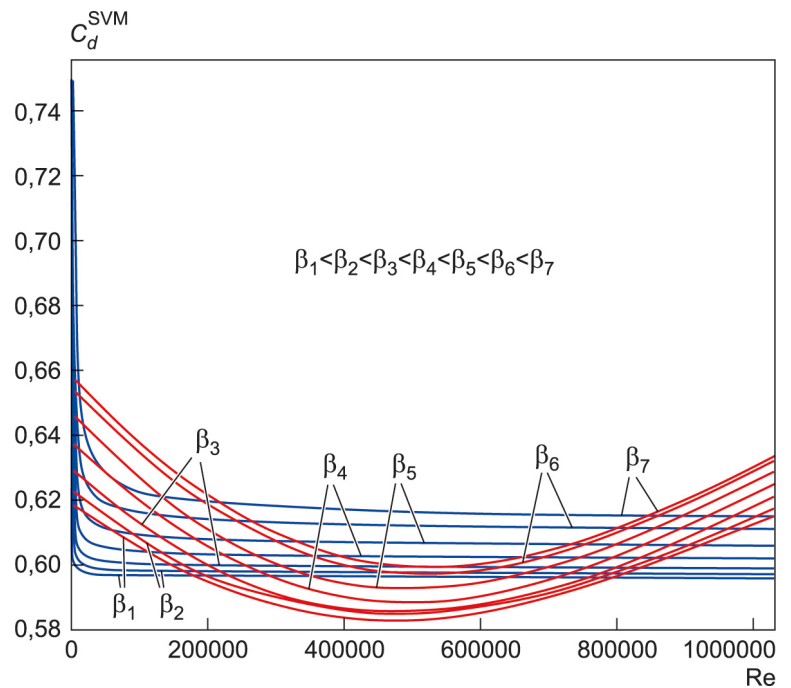


Рис. 3. Сравнение коэффициентов истечения

Fig. 3. Comparison of discharge coefficients

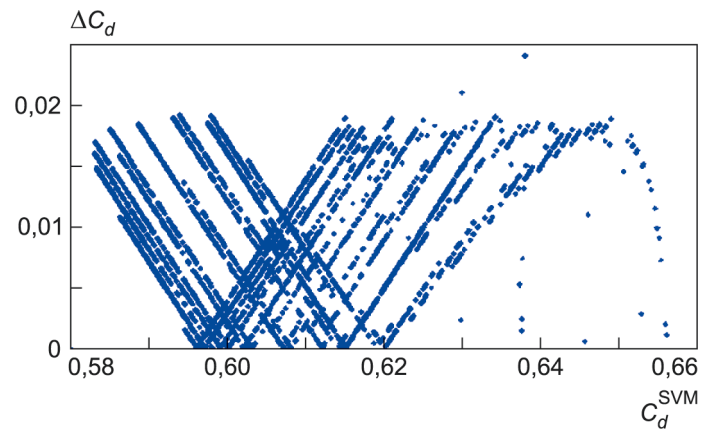


Рис. 4. Зависимость абсолютной погрешности моделирования от значений модели для коэффициента истечения

Fig. 4. The dependence of the absolute error of modeling on the values of the model for the discharge coefficient

данных для обучающей выборки. Полная замена вычислителей расхода газа моделями машинного обучения требует очень большого количества данных, которые предусматривают все различные сценарии, возникающие в процессе измерения расхода (см. [18]). Построение такой модели является сложной задачей, но моделирование и замена отдельных характеристик систем измерения расхода позволяет добиваться хороших результатов измерений с требуемой точностью.

Заключение. Исследование показало, что традиционные системы измерения расхода жидкостей и газов можно

модифицировать с помощью новых методов. Коэффициент истечения диафрагмы смоделирован с помощью машины опорных векторов (SVM). SVM для изучаемого коэффициента реализована с участием данных, полученных из известного уравнения Ридер-Харриса и Галлахера. Представлены статистические данные, характеризующие эффективность модели, а также предложены рекомендации по обучению моделей для коэффициента истечения. Построенная модель даёт возможность обновлять данные обучения на основе большего набора экспериментальных данных для уменьшения погрешности вычисления коэффициента истечения, что влияет на уменьшение общей погрешности измерения расхода жидкостей и газов.

Список источников / References

1. Yoder J., Measuring a 1 % gain in a 4,5 billion dollars market, *Flow Control*, 2008, vol. 6, pp. 42–45.
2. Давы Ж. А. Сравнительный анализ коэффициентов истечения расходомеров переменного перепада давления // Метрология. 2015. № 1. P. 32–36.
3. Reader-Harris M., *Orifice Plates and Venturi Tubes*, Glasgow, Springer International Publishing Switzerland, 2015, 389 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-16880-7>
4. Cristancho D. E., Hall K. R., Coy L. A., Iglesias-Silva G. A., *Flow Measurement and Instrumentation*, 2010, vol. 21, iss. 3, pp. 299–301. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2010.03.003>
5. Stolz J. A., Universal Equation for the Calculation of Discharge Coefficient of Orifice Plates, *Proceedings of FLOMEKO 1978, IMEKO-Conference on Flow Measurement of Fluids*, Groningen, Netherlands, September 11–15, 1978, Amsterdam, North-Holland, 1978, pp. 519–534.
6. Reader-Harris M. J., Sattary J. A., *Flow Measurement and Instrumentation*, 1990, vol. 1, iss. 2, pp. 67–76. [https://doi.org/10.1016/0955-5986\(90\)90031-2](https://doi.org/10.1016/0955-5986(90)90031-2)
7. Reader-Harris M. J., Sattary J. A., Spearman E. P., *The orifice plate discharge coefficient equation, Progress Report no. PR14, EUEC/17 (EEC005)*, East Kilbride, Glasgow, National Engineering Laboratory Executive Agency, 1992, 104 p.
8. Reader-Harris M. J., Sattary J. A., Spearman E. P., *Flow Measurement and Instrumentation*, 1995, vol. 6, iss. 2, pp. 101–114. [https://doi.org/10.1016/0955-5986\(94\)00001-O](https://doi.org/10.1016/0955-5986(94)00001-O)
9. Reader-Harris M. J., Forsyth C., Boussouara T., *Flow Measurement and Instrumentation*, 2021, vol. 82, 102043. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2021.102043>
10. Ahmed E. N., Ghanem A. A., *Flow Measurement and Instrumentation*, 2020, vol. 73, 101751. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2020.101751>
11. Hollingshead C. L., Johnson M. C., Barfuss S. L., Spall R. E., *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2011, vol. 78, iss. 3–4, pp. 559–566. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2011.08.008>
12. Dayev Zh. A., *Flow Measurement and Instrumentation*, 2020, vol. 71, 101674. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2019.101674>
13. Dayev Zh., Kairakbaev A. K., *Applied Artificial Intelligence*, 2021, vol. 35, pp. 1128–1146. <https://doi.org/10.1080/08839514.2021.1975378>
14. Dayev Zh., Kairakbaev A., Yetilmezsoy K., Bahramian M., Sihag P., Kıyan E., *Flow Measurement and Instrumentation*, 2021, vol. 79, 101913. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2021.101913>
15. Dayev Zh. A., Latyshev L. N., *Flow Measurement and Instrumentation*, 2017, vol. 56, pp. 18–22. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2017.07.001>
16. Haykin S. *Neural Networks, A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, 1999, 864 p.
17. Jarushkina N. G., *Osnovy nechetkih i gibridnyh system*, Moscow, Finansy i statistika Publ., 2009, 320 p. (In Russ.)
18. Borg D., Suetake M., Brandao D., *Flow Measurement and Instrumentation*, 2014, vol. 40, pp. 142–148. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2014.09.007>

Статья поступила в редакцию 16.02.2022; одобрена после рецензирования 18.03.2022; принята к публикации 21.03.2022.
The article was submitted 16.02.2022; approved after reviewing 18.03.2022; accepted for publication 21.03.2022.