

Вестник Евразийской науки / The Eurasian Scientific Journal <https://esj.today>

2024, Том 16, № 5 / 2024, Vol. 16, Iss. 5 <https://esj.today/issue-5-2024.html>

URL статьи: <https://esj.today/PDF/22SAVN524.pdf>

DOI: 10.15862/22SAVN524 (<https://doi.org/10.15862/22SAVN524>)

2.1.3. Теплоснабжение, вентиляция, кондиционирование воздуха, газоснабжение и освещение (технические науки)

Ссылка для цитирования этой статьи:

Алексеев, Д. П. Использование машинного обучения для корректировки работы ультразвукового расходомера / Д. П. Алексеев, А. С. Кубенин // Вестник евразийской науки. — 2024. — Т. 16. — № 5. — URL: <https://esj.today/PDF/22SAVN524.pdf>. DOI: 10.15862/22SAVN524

For citation:

Alekseev D.P., Kubenin A.S. Using machine learning to adjust ultrasonic flow meter performance. *The Eurasian Scientific Journal*. 2024;16(5): 22SAVN524. Available at: <https://esj.today/PDF/22SAVN524.pdf>. (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.15862/22SAVN524

Алексеев Дмитрий Павлович

ООО «СовТИГаз», Москва, Россия

Главный специалист

E-mail: alekseev210@yandex.ru

РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=687192

Кубенин Александр Сергеевич

ФГБУ «Научно-исследовательский институт строительной физики Российской академии архитектуры и строительных наук», Москва, Россия

Ведущий научный сотрудник

ФГБОУ ВО «Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова», Москва, Россия

Кандидат технических наук

E-mail: kube-n@mail.ru

РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=935093

Использование машинного обучения для корректировки работы ультразвукового расходомера

Аннотация. В статье предложен и описан алгоритм корректировки работы ультразвукового расходомера. В отличие от обычных счетчиков газа, ультразвуковые расходомеры обладают такими преимуществами, как бесконтактный режим работы, минимальные потери давления и высокая точность. Использование методов интегрирования в теории ультразвуковых расходомеров накладывают свои требования к профилям скорости потока газа, проходящего через расходомер. Сильно искривленные профили приводят к большим погрешностям при измерении расхода газа, поэтому так важно уметь корректировать показания расходомеров при их работе на искривленном потоке вблизи различных местных сопротивлений. Авторами подробно описан алгоритм машинного обучения на основе Гауссовых процессов для эффективного предсказания поправочных коэффициентов расходомера. Приведены блок-схемы реализации предложенного метода. Метод основан на использовании обучающей выборки. В свою очередь, обучающая выборка представляет собой набор параметров, вычисляемых с помощью трехмерного компьютерного моделирования. Расчеты проведены для более 100 классов местных сопротивлений (одинарные отводы, двойные отводы в одной и разных плоскостях, диффузоры, конфузоры и прочие сочетания описанных местных сопротивлений), а также для более 30 000 условий установки УЗПР относительно местных сопротивлений. для всего набора условий установки преобразователя расхода в диапазоне чисел Рейнольдса $1E6-2E7$. Проведен анализ эффективности работы методы для коррекции показаний ультразвукового расходомера. Показаны диаграммы распределения результатов предсказания К-фактора по погрешности. Показано, что более чем 70 % вариантов

расположения УЗПР после местного сопротивления алгоритм определяет поправочный коэффициент с точностью менее 0,1 %. Разработанный и описанный алгоритм предсказания поправочных коэффициентов для корректировки значений измеряемого расхода природного газа позволяет с хорошей точностью вычислять поправочный коэффициент и тем самым нивелирует необходимость использования формирователей и выпрямителей потока перед ультразвуковыми расходомерами.

Ключевые слова: газоснабжение; ультразвуковой расходомер; вычислительная газодинамика; компьютерное моделирование; профиль потока; машинное обучение; Гаусовы процессы; местные сопротивления; корректирующий коэффициент

Используемые обозначения

Обозначение	Параметр
i	Порядковый номер предиктора
j	Порядковый номер экземпляра (экземпляр из стат-ой базы)
p	Количество предикторов
Re	Число Рейнольдса
$y, \hat{y}$	Целевая функция и ее аппроксимация. В роли целевой функции выступает искомый поправочный коэффициент K
V_{cp}	Средняя скорость на каждом луче, полученная в результате осреднения мгновенных скоростей за данный промежуток времени, м/с
ε	Случайный шум в формуле регрессии
V_a	Действительная скорость потока в УЗПР, м/с
$f(x)$	Гаусовский процесс
y_{new}	Искомое значение целевой функции в точке x_{new}
$Cov2$	Ковариационная функция квадратичная экспоненциальная
$Cov1$	ARD-ковариационная функция квадратичная экспоненциальная
μ_{ix}, σ_{ix}	Нормировочные коэффициенты
θ	Массив $[p + 3]$ значений для расчета параметров $\sigma_{1,li}^2, \sigma_{1f}^2, \sigma_{2l}^2, \sigma_{2f}^2$
$\sigma_{1,li}^2$	Массив из $[p]$ коэффициентов для каждого предиктора для ARD-ковариационной функции $Cov1$
σ_{1f}^2	Значение коэффициента для ARD-ковариационной функции $Cov1$
$\sigma_{2l}^2, \sigma_{2f}^2$	Коэффициенты для ковариационной функции $Cov2$
x_i	i -ый предиктор из тренировочной выборки
$x_{i,new}$	i -ый предиктор в рабочем режиме УЗПР, рассчитанный на основе актуальных средних скоростей по лучам
$Kernel$	Ядро, являющееся суммой двух ковариационных функций
K	Поправочный коэффициент
β, α	Коэффициенты для вычисления поправочного коэффициента

Введение

Для измерений объема природного газа, прокачиваемого по трубопроводам, в настоящее время все чаще вместо счетчиков турбинного типа начинают использовать ультразвуковые

преобразователи расхода (УЗПР). Не имеющие механически подвижных, а также аэродинамически нагруженных в потоке конструктивных элементов, такие измерители расхода являются надежными, долговечными, легко обслуживаемыми и позволяют с приемлемой для промышленности точностью вычислять объемный и массовый расходы в коммерческом учете газа. При прохождении ультразвуковой волны, излучаемой поверхностью ультразвукового преобразователя, через газовый поток, она либо ускоряется, либо замедляется в зависимости от того, по потоку или против потока она перемещается. На основе разницы времен прохождения ультразвуковой волны в прямом и обратном направлении можно рассчитать среднюю скорость потока газа с точностью, требуемой для коммерческих измерений объемов газа [1; 2]. В зависимости от количества горизонтальных плоскостей, в которых установлены ультразвуковые преобразователи можно получить разную точность вычисления средней скорости потока газа. На рисунках 1, 2 показаны одни из вариантов расположения этих плоскостей. Белые линии (лучи) соответствуют пути движения ультразвуковой волны от источника волны к приемнику, обычно располагающиеся в карманах на стенках корпуса расходомера. Перекрестная схема исполнения, показанная на рисунках, используется для компенсации вращательного движения потока, возникающего, например, после каких-либо местных сопротивлений (отводы, тройники, перегородки и т. п. [3]).

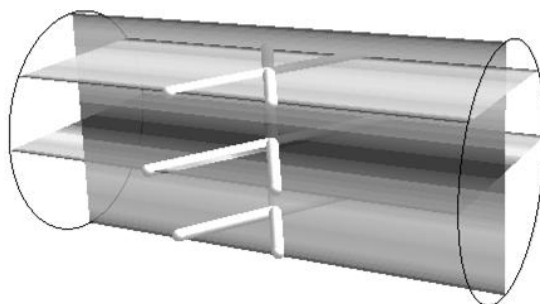


Рисунок 1. Схема № 1. Шестилучевая перекрестная схема-три луча дублирующие (разработано авторами)

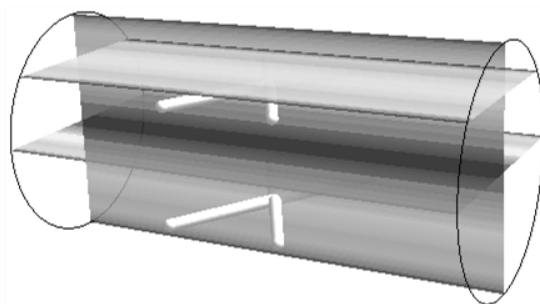


Рисунок 2. Схема № 2. Четырехлучевая перекрестная схема-два луча дублирующие (разработано авторами)

Использование методов интегрирования в теории ультразвуковых расходомеров накладывают свои требования к профилям скорости потока газа, проходящего через расходомер [4]. Сильно искривленные профили приводят к большим погрешностям при измерении расхода газа, поэтому так важно уметь корректировать показания расходомеров при их работе на искривленном потоке вблизи различных местных сопротивлений. Бороться с такими погрешностями можно, вводя специфические изменения в конструкции [5]. Или размещая перед ультразвуковыми расходомерами струевыпрямители [6–8]. Но удобнее и дешевле вводить коррекцию на этапе вычислений объемного расхода газа [9–11]. В данной работе описывается алгоритм коррекции расхода газа и приводятся оценки эффективности его работы.

Исходные данные и метод решения

Алгоритм корректировки профиля потока основан на использовании статистической базы соотношений между скоростями по лучам после различных местных сопротивлений, полученной с помощью математического моделирования, и применения к данной статистической базе метода машинного обучения для прогнозирования поправочного коэффициента для корректировки скорости потока, вычисленной УЗПР.

Метод математического моделирования подразумевает формирование геометрических моделей исследуемых конфигураций трубопроводов, а также систем дифференциальных уравнений, характеризующих физические процессы в трубопроводах. Для решения дифференциальных уравнений в расчетных областях, заключенных в границы геометрических моделей, используются известные в вычислительной газодинамике подходы. Среди них, пространственная дискретизация расчетной области, применение метода контрольного объема для решения систем нелинейных дифференциальных уравнений, применение simple-подобных алгоритмов расчета. Система дифференциальных уравнений представляет собой трехмерные уравнения неразрывности, уравнения движения Навье-Стокса, осредненные по Рейнольдсу с замыканием системы с помощью уравнений переноса турбулентной кинетической энергии и ее диссипации, на основе модифицированной k-ε модели турбулентности.

Результатом математического моделирования является получение трехмерной структуры течения в трубопроводах в виде скалярных полей параметров потока, таких как скорость, давление, кинетическая энергия турбулентности.

Метод машинного обучения подразумевает использования средств математической статистики для создания регрессионной модели. В качестве регрессионной модели использована вероятностная модель на основе Гауссовых процессов. Целью использования такой модели является решение задачи аппроксимации неизвестной зависимости по данным, т. е. построение функции регрессии вида $y = x^T \beta + \varepsilon$. Пусть $y = f(x)$ — некоторая неизвестная функция со входом $x \in X \subset R^n$ и выходом $y \in R$, и значения этой функции известны в точках обучающей выборки $D_{train} = (X, y) = \{(x_i, y_i = f(x_i)), i = 1, \dots, N\}$. Величина x называется предиктором, а соответствующая величина y функцией отклика. Пусть функция отклика описывается некой случайной функцией гауссовского процесса $f(x)$. Необходимо по обучающей выборке D_{train} построить аппроксимацию $\hat{y} = \hat{f}(x) \approx y = f(x)$ для целевой функции y . Для решения данной задачи вводится априорное гауссовское распределение на пространстве функций $f(x)$. Такое, что имеющиеся переменные y есть зашумленные значения некоторого скрытого гауссовского процесса. В гауссовском процессе с каждой точкой пространства x ассоциирована случайная нормальная величина, и любой набор значений гауссовского процесса в различных точках пространства имеет многомерное нормальное распределение. Случайный гауссовский процесс определяется средним $m(x) = E[f(x)]$ и ковариационной функцией $k(x, x') = E[(f(x) - m(x))(f(x') - m(x'))]$, также называемой ядром. Ковариационная функция отражает близость точек $\hat{x}$, для которых ищется функция отклика $\hat{y}$, к точкам x обучающей выборки. И, таким образом, характеризует степень расхождения функции отклика в одной точке с функциями отклика в других точках. Ядро может быть представлено экспоненциальной функцией, квадратичной экспоненциальной функцией с набором своих параметров, а также другими их модификациями. Искомую функцию регрессии $y = x^T \beta + \varepsilon$ в терминах гауссовских процессов можно записать как $h(x)^T \beta + f(x)$, где $h(x)$ — набор базисных функций, которые трансформируют начальный вектор предикторов в новый вектор в пространстве гауссовских функций. Параметры ядра и коэффициенты базисных

функций вычисляются в процессе обучения на тренировочной выборке. Предсказание целевой функции в новой точке вычисляется по следующей формуле:

$$y_{new}(y, X, x_{new}, \beta, \theta, \sigma^2) = h(x_{new})^T \cdot \beta + Cov(x_{new}^T, X) \cdot \alpha,$$

где y_{new} — искомое значение целевой функции в точке x_{new} ; X — вектор предикторов тренировочной выборки; $\alpha = (Kernel(x_{new}, x) + \sigma^2 I_n)^{-1} (y - H\beta)$; β, θ, σ^2 — параметры ковариационной функции, вычисленные при обучении; $h(x_{new}) = 1$; $Cov2(x_{new}, x)$ — ковариационная функция квадратичная экспоненциальная $Cov2(x_{new}, x) = \sigma_{2,f}^2 \exp[-\frac{1}{2} \frac{(x_{i,new} - x_i)^T (x_{i,new} - x_i)}{\sigma_{2,l}^2}]$;

$Cov1(x_{new}, x)$ — ARD-ковариационная функция квадратичная экспоненциальная $Cov1(x_{new}, x) = \sigma_{1,f}^2 \exp[-\frac{1}{2} \sum_1^p \frac{(x_{i,new} - x_i)^2}{\sigma_{1,li}^2}]$.

Функции отличаются тем, что в ARD-функции каждому предиктору соответствует свое значение $\sigma_{1,li}^2$.

Использование ядра, являющегося суммой двух ковариационных функций, улучшает точность предсказания.

Общая ковариационная функция (ядро) вычисляется как $Kernel = Cov1 + Cov2$.

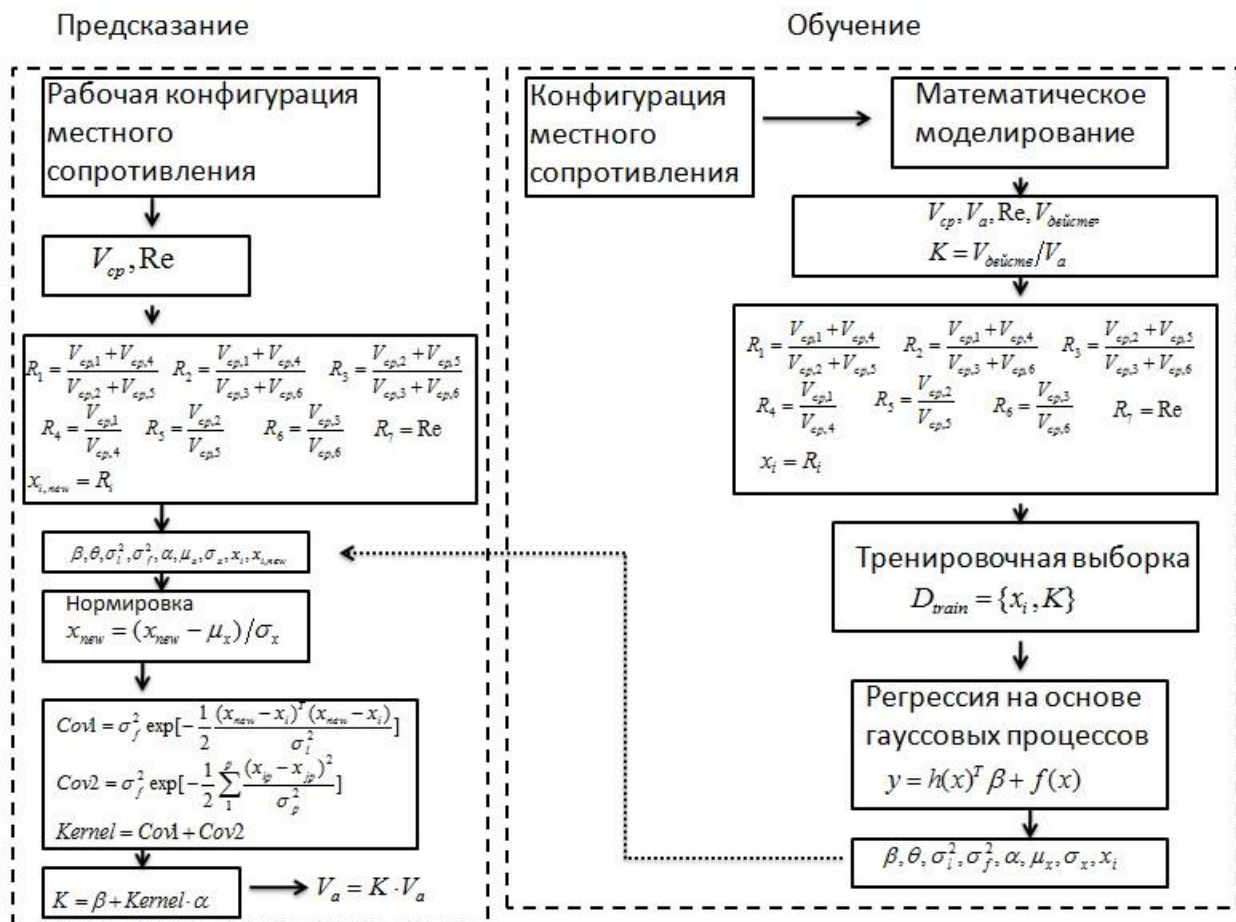


Рисунок 3. Общая схема обучения и предсказания поправочного коэффициента в случае трехлучевой перекрестной схемы (разработано авторами)

Формирование тренировочной выборки осуществлено средствами математического моделирования течения газообразной среды метана в трубопроводах с различными конфигурациями местных сопротивлений. Посредством обработки результатов расчета получены значения скоростей по лучам ультразвукового расходомера для различных схем расположения лучей: четырехлучевая, двухлучевая, трехлучевая схемы, а также средние скорости потока, рассчитанные УЗПР и действительные средние по сечению скорости в УЗПР. Отношение двух последних взято в качестве корректировочного коэффициента для коррекции скорости, вычисленной УЗПР при искаженном профиле. Эти значения коэффициента получены для сечений установки УЗПР с шагом 1D после местного сопротивления (всего 10 сечений). В каждом сечении лучи поворачивались на 360° с шагом 15° . Таким образом, смоделированы 240 возможных условий установки УЗПР после каждого местного сопротивления. Согласно теории подобия, профиль скорости полностью развитого турбулентного потока зависит только от безразмерного числа Рейнольдса, отражающего отношение вязкостных и инерционных сил. Поэтому все расчеты проведены для пяти разных чисел Рейнольдса в диапазоне работы ультразвуковых расходомеров, характерных для газораспределительных станций.

На рисунке 3 показана общая схема процесса обучения и предсказания поправочного коэффициента на примере трехлучевой перекрестной схемы.

Ниже, на рисунке 4, представлен алгоритм вычисления поправочного коэффициента K для скорости, измеряемой УЗПР, на примере трехлучевой перекрестной схемы.

В памяти электронного блока управления расходомером (БУР) хранятся массивы коэффициентов $\beta, \theta, \sigma_{1,li}^2, \sigma_{1f}^2, \sigma_{2l}^2, \sigma_{2f}^2, \alpha_j, \mu_{ix}, \sigma_{ix}, x_{ij}, x_{i,new}$, полученных в процессе обучения на тренировочной выборке D_{train} . По измеренным давлению и температуре рассчитывается плотность и вязкость газа. По плотности, вязкости и средней нескорректированной скорости, измеренной УЗПР, рассчитывается число Рейнольдса $Re = \rho V_{a,uzpr} D / \mu$.

Осредненные скорости по лучам и число Рейнольдса $V_{cp,i}, Re$, вычисленные БУР, поступают на вход в блок расчета предикторов. Предикторами являются соотношения скоростей по лучам. Для шестилучевой (перекрестной трехлучевой) схемы используется 6 предикторов R_{1-6} , седьмым является число Рейнольдса Re .

Вычисленные предикторы и число Рейнольдса формируют общий массив предикторов $X_{new} = \{x_{i,new}\}$, из памяти считываются коэффициенты μ_{ix}, σ_{ix} (массивы размерностью $[p]$, где p -количество предикторов), необходимые для нормировки предикторов.

После нормировки согласно выражению $x_{i,new} = (x_{i,new} - \mu_{i,x}) / \sigma_{i,x}$, из памяти БУР забираются массивы коэффициентов $\beta, \theta, \sigma_{1,li}^2, \sigma_{1f}^2, \sigma_{2l}^2, \sigma_{2f}^2, \alpha_j$ (где θ — массив $[p + 3]$ значений для расчета параметров $\sigma_{1,li}^2, \sigma_{1f}^2, \sigma_{2l}^2, \sigma_{2f}^2$; $\sigma_{1,li}^2$ — массив из $[p]$ коэффициентов для каждого предиктора для ARD-ковариационной функции; σ_{1f}^2 — значение коэффициента для ARD-ковариационной функции; $\sigma_{2l}^2, \sigma_{2f}^2$ — коэффициенты для ковариационной функции), а также значения предикторов из тренировочной выборки $X = \{x_i\}$.

Далее вычисляются ковариационные функции $Cov1$ и $Cov2$ для последующего расчета ядра $Kernel = Cov1 + Cov2$. Поправочный коэффициент вычисляется по $K = \beta + Kernel \cdot \alpha$. Откорректированная скорость вычисляется согласно $V_a = K \cdot V_a$.

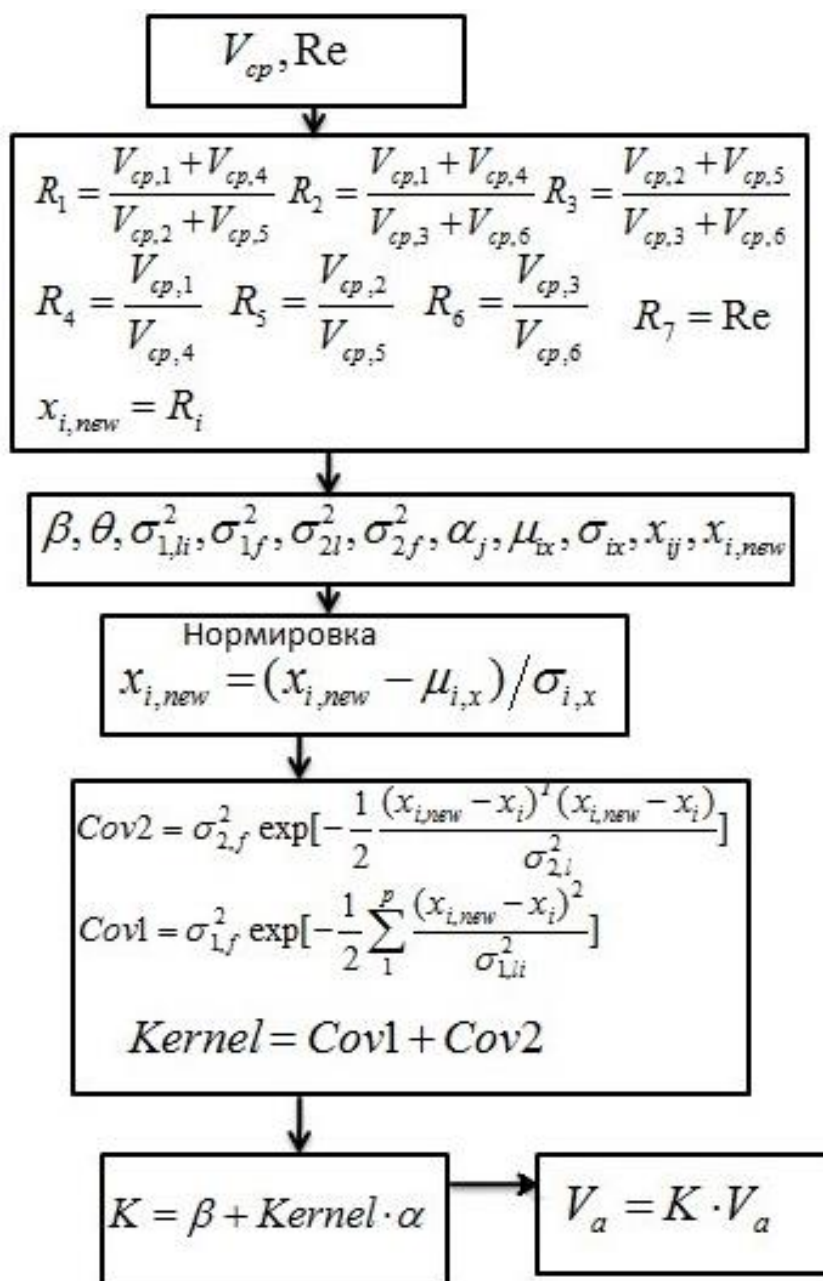


Рисунок 4. Алгоритм вычисления поправочного коэффициента (разработано авторами)

Результаты

Результаты получены для более 100 классов местных сопротивлений (одинарные отводы, двойные отводы в одной и разных плоскостях, диффузоры, конфузоры и прочие сочетания описанных местных сопротивлений), а также для более 30 000 условий установки УЗПР относительно местных сопротивлений.

Статистическая база, сформированная в результате моделирования, содержит значения действительных средних по сечению скоростей в УЗПР; скоростей, вычисленных самим УЗПР (взятых из модели за счет интегрирования скорости по лучам); средних скоростей по лучам УЗПР; поправочных коэффициентов (отношение средней по сечению скорости к скорости, вычисленной УЗПР) для корректировки скорости потока для всего набора условий установки преобразователя расхода в диапазоне чисел Рейнольдса $1E6-2E7$.

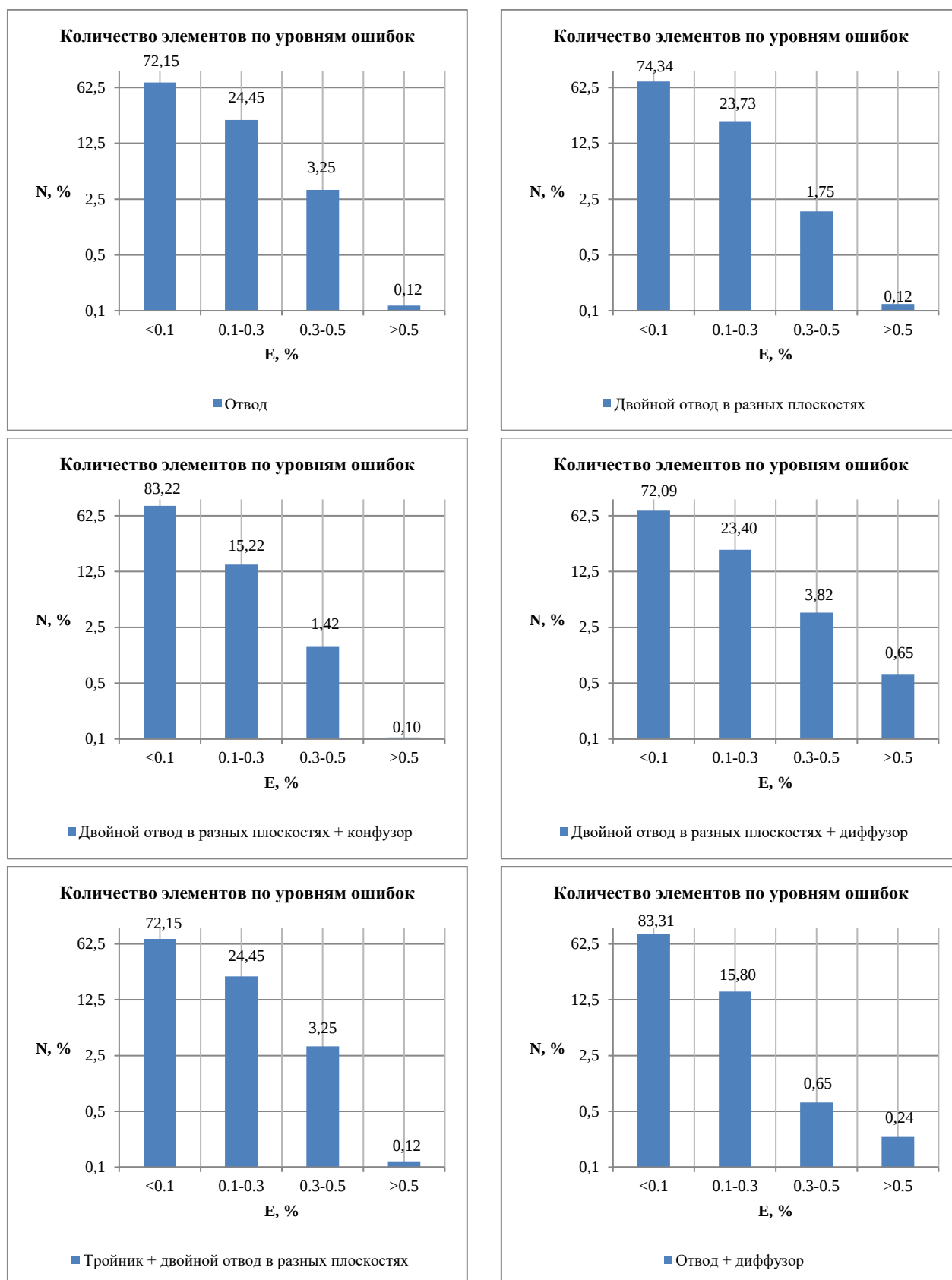


Рисунок 5. Распределение результатов предсказания К-фактора по погрешности (разработано авторами)

Как видно из рисунка 5 для более чем 70 % вариантов расположения УЗПР после местного сопротивления алгоритм определяет поправочный коэффициент с точностью менее 0,1 %, что при общих требованиях к точности при коммерческом учете газа 0,5–0,7 % позволяет делать вывод о эффективной работоспособности описанного алгоритма. Кроме того, необходимо отметить, что данные результаты получены на основе данных компьютерного моделирования разных местных сопротивлений, и алгоритм нуждается в дальнейшей проверке уже на натурных испытаниях на лабораторных стендах и газораспределительных станциях.

Заключение

Разработанный и описанный алгоритм предсказания поправочных коэффициентов для корректировки значений измеряемого расхода природного газа позволяет с хорошей точностью вычислять поправочный коэффициент и тем самым нивелирует необходимость использования формирователей и выпрямителей потока перед ультразвуковыми расходомерами. Такой алгоритм позволяет отказаться от требований размещения УЗПР на расстоянии более 10–20 калибров от местных сопротивлений. Корректируя таким образом показания расходомера, можно размещать его в непосредственной близости от местного сопротивления. Что касается точности компьютерного моделирования, то предложенный алгоритм корректировки легко перенести на натурные испытания, когда статистическая база данных местных сопротивлений набирается непосредственно на лабораторном стенде, но, безусловно, такая масштабная работа потребует больших финансовых и временных вложений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Fang, L.; Ma, X.; Zhao, J.; Faraj, Y.; Wei, Z.; Zhu, Y. Development of a high-precision and wide-range ultrasonic water meter. — Flow Measurement and Instrumentation. 2022, 84 URL: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2021.102118>.
2. Dandan Zheng, Dan Zhao, Jianqiang Mei. Improved numerical integration method for flow rate of ultrasonic flowmeter based on Gauss quadrature for non-ideal flow fields. — Flow Measurement and Instrumentation. 2015. Vol 41. pp. 28–35.
3. Synowiec, P.; Andruszkiewicz, A.; Edrychowicz, W.; Piechota, P.; Wróblewska, E. Influence of flow disturbances behind the 90° bend on the indications of the ultrasonic flow meter with clamp-on sensors on pipelines. Sensors 2021, 21. URL: <https://doi.org/10.3390/s21030868>.
4. Кубенин, А.С. О влиянии скорости газового потока на точность работы ультразвукового расходомера / А.С. Кубенин, Д.П. Алексеев // Вестник Евразийской науки. — 2024. — Т. 16. — № 2. — URL: <https://esj.today/PDF/66SAVN224.pdf>. — DOI: 10.15862/66SAVN224.
5. Кубенин, А.С. Об использовании конфузора для повышения точности ультразвукового расходомера / А.С. Кубенин, В.Г. Гагарин, Н.В. Павленко, Д.П. Алексеев // Вестник евразийской науки. — 2024. — Т. 16. — № 4. — URL: <https://esj.today/PDF/09SAVN424.pdf> DOI: 10.15862/09SAVN424.
6. Алексеев, Д.П. О применении перфорированных дисковых вставок в круглой трубе для формирования газового потока необходимой структуры перед ультразвуковым расходомером / Д.П. Алексеев, А.С. Кубенин // Вестник евразийской науки. — 2024. — Т. 16. — № 4. — URL: <https://esj.today/PDF/41SAVN424.pdf> DOI: 10.15862/41SAVN424.

7. Mario Turiso, Martin Straka, Jürgen Rose, Christian Bombis, Denis F. Hin. The asymmetric swirl disturbance generator: Towards a realistic and reproducible standard. — Flow Measurement and Instrumentation. Vol. 60(2018) pp. 144–154. URL: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2018.02.021>.
8. Mickan, B.; Kramer, R.; Wendt, G. and Dopheide. Quantified comparison of the efficiency of new flow conditioners. (Flomeko 2000) // IMEKO TC9 Conference Salvador, Bahia, BRAZIL 4-8 June, 2000. URL: <https://www.imeko.org/publications/tc9-2000/IMEKO-TC9-2000-009.pdf>.
9. Jan G. Drenthen, Martin Kurth, Jeroen Van Klooster, Marcel Vermeucen. Reducing Installation Effects on Ultrasonic Flowmeter. 27th North Sea Flow Measurement Conference, Torisberg, (2009), 1–18. URL: <https://nfogm.no/wp-content/uploads/2019/02/2009-10-Reducing-installation-effects-on-ultrasonic-flow-meters-Drenthen-Krohne-CT-Products.pdf>.
10. E. Hakansson, J. Deising. Effects of flow disturbances on an ultrasonic gas flowmeters, Flow Meas. Instrum. 3 (1992) 227–233.
11. Murakami, M., Shimizu, Y. and Shiragami, H. Studies on Fluid Flow in Three-Dimensional Bend Conduits. Japan Society of Mechanical Engineering (JSME), Bulletin V. 12, No. 54, Dec. 1969, pp. 1369–1379.

Alekseev Dmitry Pavlovich

SovTIGaz, Moscow, Russia

E-mail: alekseev210@yandex.ru

RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=687192

Kubenin Aleksandr Sergeevich

Research Institute of Building Physics of the Russian Academy of Architecture and Building Sciences, Moscow, Russia

Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

E-mail: kube-n@mail.ru

RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=935093

Using machine learning to adjust ultrasonic flow meter performance

Abstract. The article proposes and describes an algorithm for adjusting the operation of an ultrasonic flow meter. Unlike conventional gas meters, ultrasonic flow meters have such advantages as contactless operation, minimal pressure losses and high accuracy. The use of integration methods in the theory of ultrasonic flow meters imposes its own requirements on the velocity profiles of the gas flowing through the flow meter. Strongly curved profiles lead to large errors in measuring gas flow, so it is so important to be able to adjust the flow meter readings when they operate on a curved flow near various local resistances. The authors describe in detail the machine learning algorithm based on Gaussian processes for efficient prediction of flow meter correction factors. Block diagrams of the proposed method implementation are provided. The method is based on the use of a training sample. In turn, the training sample is a set of parameters calculated using three-dimensional computer modeling. The calculations were performed for more than 100 classes of local resistances (single bends, double bends in one and different planes, diffusers, confusers and other combinations of the described local resistances), as well as for more than 30 000 conditions of the ultrasonic flowmeter installation relative to local resistances. for the entire set of flow converter installation conditions in the Reynolds number range of $1E6-2E7$. The analysis of the efficiency of the method for correcting the ultrasonic flowmeter readings was performed. The diagrams of the distribution of the results of predicting the K-factor by error are shown. It is shown that in more than 70 % of the variants of the ultrasonic flowmeter location after the local resistance, the algorithm determines the correction factor with an accuracy of less than 0,1 %. The developed and described algorithm for predicting the correction factors for correcting the values of the measured flow of natural gas allows calculating the correction factor with good accuracy and thereby eliminates the need to use flow shapers and straighteners in front of ultrasonic flowmeters.

Keywords: gas supply; ultrasonic flow meter; computational fluid dynamics; computer modeling; flow profile; machine learning; Gaussian processes; local resistances; correction factor