РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ КОМПЕНСАЦИИ ПУЛЬСАЦИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ИЗМЕРЕНИЯ РАСХОДА ЖИДКОСТИ

Акмал Шухратович Дустов
Белорусский государственный технологический университет
E–mail: a.s.dustov@gmail.com,

Нодирбек Ниёзович Намозов
Навоийский государственный горный и технологический университет
E–mail: nodirshoxnamozov@gmail.com

Мехринисо Пармоновна Дустова
Навоийский инновационный университет
E–mail: m.r.dustova@gmail.com

АННОТАЦИЯ

В данной статье анализируется негативное влияние пульсирующего сигнала, возникающего при измерении расхода жидкости, на точность измерения, и разработана система компенсации этих пульсаций на основе интеллектуального анализа. В ходе работы были созданы модели, оценивающие изменчивость параметров сигнала, полученных в реальном времени, и разработан механизм сглаживания сигнала и обнаружения значимых пульсаций с помощью интеллектуального алгоритма, функционирующего на основе нейронных сетей. Предлагаемая система служит для повышения точности измерений и уменьшения влияния стохастических колебаний, присутствующих в сигнале. Эффективность системы была протестирована в лабораторных условиях и сопоставлена с классическими методами фильтрации. В результате было доказано, что модель, построенная на основе интеллектуального подхода, обладает более высокой точностью и стабильностью по сравнению с традиционными методами. Результаты исследования позволяют повысить точность расходомеров, используемых в промышленных условиях.

Ключевые слова: расход жидкости, пульсации, точность измерения, интеллектуальный анализ, система компенсации, нейронные сети, обработка цифрового сигнала, алгоритмы сглаживания, датчик потока, мониторинг в реальном времени

ABSTRACT

This article analyzes the negative impact of the pulsating signal that occurs during liquid flow measurement on measurement accuracy and develops a compensating system based on intelligent analysis of these pulsations. During the work, models were created that assess the variability of the received signal parameters in real time, and a mechanism for smoothing the signal and detecting significant pulsations was developed using an intelligent algorithm based on neural networks. The proposed system serves to increase measurement accuracy and reduce the influence of stochastic oscillations present in the signal. The effectiveness of the system was tested in laboratory conditions and compared with classical filtration methods. As a result, it was proven that the model built on the basis of an intelligent approach has higher accuracy and stability compared to traditional methods. The research results allow increasing the accuracy of flow measuring devices used in industrial conditions.

Keywords: fluid flow rate, pulsations, measurement accuracy, intelligent analysis, compensation system, neural networks, digital signal processing, smoothing algorithms, flow sensor, real-time monitoring.

ВВЕДЕНИЕ

Точное измерение расхода жидкости имеет важное значение в промышленных и научно-технических процессах, играя ключевую роль в обеспечении надежности, энергоэффективности и безопасности технологических процессов [1]. Несмотря на то, что современные расходомеры обладают высокой чувствительностью и быстродействием, пульсации, возникающие в процессе измерения, то есть периодические колебания давления или скорости потока, значительно снижают точность измерений. Такие пульсации особенно распространены в насосных системах, пневмотранспорте или теплообменниках, нарушая стабильность сигнала и приводя к неверным оценкам [2].

Традиционные методы фильтрации сигнала, такие как низкочастотная фильтрация или методы вычисления средних значений, имеют ограниченные возможности для устранения пульсаций, поскольку они недостаточно адаптируются к изменениям в реальном времени и приводят к потере полезных компонентов сигнала [3]. Поэтому возрастает потребность в интеллектуальных системах анализа, основанных на передовых, адаптивных и самообучающихся алгоритмах для дальнейшего повышения точности измерений расхода жидкости [4].

В данной научной работе рассматриваются вопросы выявления пульсаций, присутствующих в сигнале расхода жидкости, их математического моделирования и компенсации их влияния с помощью интеллектуальных алгоритмов. В частности, разрабатывается модель, фильтрующая пульсации и повышающая точность измерений с помощью интеллектуальной системы, построенной на основе технологий нейронных сетей и цифровой обработки сигналов. Предложенный подход служит формированию универсального решения, которое может быть широко использовано в автоматизации технологических процессов.

АНАЛИЗ ЛИТЕРАТУРЫ И МЕТОДОЛОГИЯ

Технологии измерения расхода жидкости широко применяются в различных отраслях промышленности - энергетике, нефтегазовой, химической, пищевой и коммунальной сферах. В литературе широко изучены электромагнитные, ультразвуковые, турбинные и дифференциальные методы измерения среди приборов для измерения потока [5]. Эти устройства подбираются в соответствии с физическими свойствами технологического потока, но большинство из них подвержены значительным погрешностям измерения в пульсирующих условиях. Особенно пульсирующий характер сигналов потока наблюдается в вибрационных насосах, компрессорах или системах с высокой термодинамической активностью [6].

Многие исследования рекомендуют цифровые фильтры для решения этой проблемы - например, типы с конечной импульсной характеристикой (FIR) и с бесконечной импульсной характеристикой [7]. Однако эти фильтры могут снизить общую амплитуду сигнала и привести к задержке полезных участков сигнала в режиме реального времени. В последние годы подходы машинного обучения, в частности, искусственные нейронные сети (ИНС), модели LSTM (Long Short-Term Memory) для анализа временных рядов, а также архитектуры автокодировщиков успешно применяются для анализа сложных, нелинейных и пульсирующих сигналов, таких как расход жидкости [8].

В качестве методологии исследования в данной работе был принят следующий подход:

— Математическое моделирование пульсаций: Колебания сигнала представлены моделью с изменяющимся во времени синусоидальным и стохастическим составом. На основе этой модели выявляются и отделяются шумовые компоненты.

— Разработка алгоритма интеллектуального фильтра: На основе архитектуры нейронной сети (например, LSTM)

разрабатывается алгоритм, анализирующий сигнал в реальном времени, выявляющий и компенсирующий пульсации. В качестве входных данных в модель вводятся изменение сигнала во времени, производные сигнала и исторические значения.

— Тестирование модели: Разработанная система тестируется на платформе Python (TensorFlow) и сравнивается с классическими методами фильтрации. На основе результатов оценивается эффективность системы.

Вид сигнала потока, получаемый в реальных промышленных условиях, обычно представляет собой суперпозицию нескольких физических компонентов. Каждый из них обладает собственной характеристикой и оказывает различное влияние на общий измерительный сигнал. С точки зрения структуры, сигнал рассматривается как состоящий из детерминированного компонента, периодического компонента и стохастического шумового компонента. Исходя из этого, сигнал s(t), измеренный в момент времени t, выражается следующим образом

$$s(t)=f(t)+p(t)+\varepsilon(t) \quad (1)$$

где f(t) - компонент полезного сигнала, p(t) - пульсационный компонент, ε(t) - стохастический шум, случайные искажения.

Пульсации, как правило, имеют синусоидальный характер и могут быть смоделированы как сумма одного или нескольких гармонических колебаний следующим образом

$$p(t) = \sum_{i=1}^{n} A_i \cdot \sin(2\pi f_i t + \varphi_i) \quad (2)$$

где $A_i \in R^+$ - амплитуда i-го компонента, $f_i \in R^+$ - частота i-го компонента, $\varphi_i \in [0, 2\pi)$ - фазовый сдвиг i-го компонента, n - число пульсационных компонентов.

В рамках данной модели пульсации представляют собой высокочастотные флуктуации сигнала потока и в основном возникают в системах насосов, компрессоров или вибрирующих трубопроводов. Такие компоненты, если их не устранить, приводят к неверной интерпретации результатов измерений.

Шумовая компонента ε(t) в большинстве случаев описывается на основе модели белого шума, то есть $\varepsilon(t) \sim \vartheta(0, \sigma^2)$ где $\vartheta(0, \sigma^2)$ - гауссовский случайный процесс со средним значением, равным нулю, и дисперсией σ^2. Этот шумовой сигнал в основном вызван внутренними сбоями в измерительной аппаратуре, электромагнитными шумами и цифровыми изменениями.

Вышеуказанное математическое моделирование позволяет провести структурный анализ потокового сигнала. Это послужит основой для создания интеллектуальных

фильтров для реконструкции полезного сигнала на следующем этапе, то есть для выделения компонента f(t) из сигнала s(t). Также данное моделирование играет важную роль в анализе сигнала в частотной области и определении пульсаций.

Long Short-Term Memory (LSTM) модель типа рекуррентной нейронной сети (RNN) для анализа временных последовательностей, которая может запоминать и передавать долгосрочные связи. Каждая ячейка LSTM имеет сложную внутреннюю структуру, состоящую из трех основных gate и состояния ячейки. Этот структурный подход позволяет избирательно хранить данные, контролировать забывание и управлять выходным сигналом.

Входная нелинейность. Этот блок применяет нелинейное преобразование sigmoid к входному сигналу x_t. Цель - преобразовать сигнал в соответствующий диапазон интенсивности для нейронной сети. Входящий сигнал и контекст из предыдущего состояния. Этот компонент выражается следующим математическим выражением

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

Входные ворота контролируют, сколько новой информации должно быть добавлено в состояние клетки.

State (состояние ячейки $-C_t$). Состояние клетки сохраняет долгосрочный контекст.

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t$$

где f_t - уровень forget gate, $\tilde{C}_t$ - новая информация (трансформированная через tanh).

Создает выходной сигнал. Этот блок состоит из двух этапов.

1. $o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$
2. $h_t = o_t \cdot \tanh(C_t)$

Порядок работы модели следующий. Нелинейность входного сигнала проходит через функцию. Данные вводятся в ячейку через входной шлюз. Состояние клетки будет обновлено. Модель выводит актуальную часть сигнала через выходную перегородку и выходную нелинейность.

Ячейка LSTM, моделируемая вышеприведенными уравнениями, имеет большое значение для обнаружения изменений в последовательности сигналов, запоминания временных задержек пульсаций и выделения полезного сигнала. Эта структура особенно эффективна в колебательных и искаженных сигнальных системах, таких как расход жидкости.

РЕЗУЛЬТАТЫ

На этапе практического эксперимента на основе математической модели, моделирующей сигнал реального расхода жидкости, был создан общий сигнал, состоящий из синусоидальных пульсаций, изменяющихся во времени, и стохастических шумов. Также этот сигнал содержит медленно изменяющийся синусоидальный поток в качестве основного полезного компонента, который приближен к выходу датчика реального технологического потока.

На приведенном выше графике видно, что общий сигнал s(t) (желтая линия) значительно искажен высокочастотными колебаниями и шумами. Это обусловлено наличием в сигнале пульсаций с частотами 10 Гц и 25 Гц, а также белым шумом с гауссовым распределением. При этом полезная составляющая f(t) (красная пунктирная линия), отражающая фактическое физическое содержание сигнала, является гладкой и низкочастотной и характеризует основной поток системы.

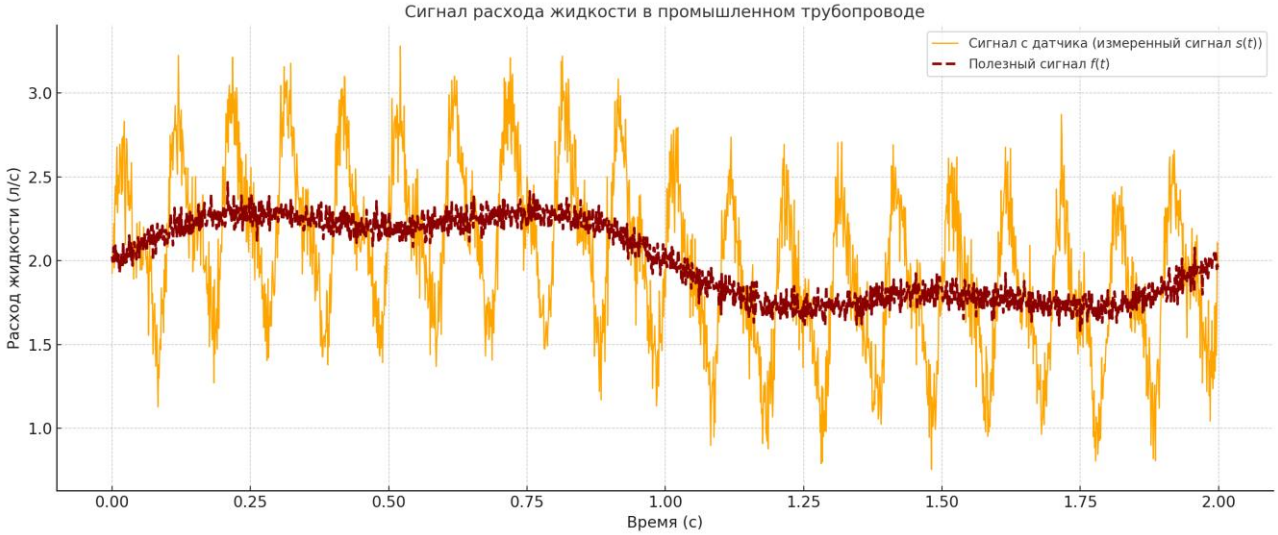


Рис. 2. Сигнал расхода жидкости в промышленном трубопроводе

Эти результаты показывают, что выделение таких сложных структур с помощью классических методов фильтрации будет значительно сложнее. Поэтому на следующем этапе изучается возможность автоматического обнаружения пульсационных и стохастических компонентов с помощью интеллектуального фильтра, построенного на основе нейронной сети, и реконструкции полезного сигнала.

ВЫВОД

В данном исследовании проанализировано влияние пульсаций и стохастических шумов, возникающих в процессе

измерения расхода жидкости, на точность измерений, а также разработана концепция интеллектуальной компенсирующей системы с целью уменьшения этих неопределенностей. Математически смоделированы физические и статистические свойства сигнала, включая его частотный спектр, дисперсию, амплитуды колебаний и основные компоненты. В результате моделирования определено взаимодействие детерминированной, пульсационной и стохастической составляющих сигнала.

Реалистичный сигнал, созданный на основе симуляции, содержит низкочастотные полезные компоненты, высокочастотные пульсации и шумы с гауссовым распределением, имитируя состояния, характерные для датчиков потока в промышленных условиях. Графический анализ показал, что пульсации и помехи в составе сигнала не могут быть эффективно отделены с помощью классических фильтров, что приводит к значительным потерям точности в системах мониторинга и контроля в реальном времени.

Для устранения этой проблемы обоснована необходимость разработки алгоритма фильтрации на основе искусственной нейронной сети с архитектурой LSTM (Long Short-Term Memory), специализирующейся на изучении временных рядов. Предложенный подход позволит в дальнейшем автоматически идентифицировать полезный сигнал, компенсировать пульсации в режиме реального времени и повысить достоверность измерений.

Результаты исследования могут быть использованы для повышения точности контроля расхода жидкости в промышленных технологических системах, обогащения цифровых измерительных приборов интеллектуальными функциями и обеспечения устойчивости автоматизированных систем управления.

REFERENCES

1. Куценко В. И., Пискунов Н. И. (2017). Система измерения расхода жидкостей и газов в промышленных условиях. Москва: Энергоатомиздат.
2. Kalandarov I., Namozov N. N. LoRa signallari yordamida yer osti kon ishlarida xodimlar harakatlanish traektoriyasini aniqlash modeli //Digital transformation and artificial intelligence. – 2023. – Т. 1. – №. 4. – С. 146-148.
3. Wang, L., & Lu, Z. (2020). Recent advances in ultrasonic flow measurement: Principles and signal processing algorithms. Sensors, 20(24), 7163. https://doi.org/10.3390/s20247163
4. Baker, R. C. (2016). Flow Measurement Handbook: Industrial Designs, Operating Principles, Performance, and Applications. Cambridge: Cambridge University Press.

5. Мочалов А. А., Голубев В. В. (2019). Влияние пульсаций на точность измерения расхода в динамических системах. Вестник МГТУ им. Н. Е. Баумана. Серия Приборостроение, (2), 88-95.
6. Smith, S. W. (1997). The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing. San Diego: California Technical Publishing.
7. Zhao, J., & Zhang, Y. (2021). Intelligent signal processing in flow measurement systems using deep neural networks. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 70, 1–10. https://doi.org/10.1109/TIM.2021.3076230
8. Bukhari, S. A. C., & Khan, A. H. (2022). Application of LSTM and autoencoder architectures for adaptive noise reduction in industrial sensor data. Journal of Process Control, 112, 90–101. https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2022.04.007