УДК 621.391.26:004.8

# АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИНТЕЗ ГИБРИДНОГО ВЕЙВЛЕТНО-НЕЙРОСЕТЕВОГО ДЕТЕКТОРА ОПАСНЫХ ВЫБРОСОВ ДЛЯ РЕСУРСНО-ОГРАНИЧЕННОГО СЕНСОРНОГО УЗЛА

Писецкий Ю.В., Давронбеков Д.А.

Ташкентский университет информационных технологий имени Мухаммада ал-Хоразмий, Ташкент, Республика Узбекистан, yuriy.pisetskiy@mail.ru

Аннотация: рассмотрен подход к автоматизированному синтезу детектора опасных выбросов, рассчитанного на выполнение в сенсорном узле с ограниченной памятью и энергопотреблением. Предлагаемая структура объединяет lifting-реализацию дискретного вейвлетного преобразования, выделение многомасштабных признаков и компактную квантованную нейронную сеть. Проектирование представлено как поиск допустимой конфигурации по вероятности обнаружения, ложным тревогам, задержке, памяти и затратам энергии. Описаны состав проектных параметров, порядок обучения и проверка полученной модели на сигналах с шумом, дрейфом, импульсными помехами и пропусками данных.

Ключевые слова: опасный выброс, газовый сенсор, вейвлет, нейронная сеть, TinyML, автоматизированный синтез, сенсорный узел, квантование.

## I. ВВЕДЕНИЕ

Сенсорный узел промышленного мониторинга должен распознавать опасное изменение концентрации непосредственно в потоке измерений и выдавать тревожное сообщение без длительного обращения к серверу. На практике этому мешают медленный дрейф чувствительности, температурно-влажностные влияния, коммутационные выбросы, пропуски отсчётов и ограниченная пропускная способность радиоканала. Перенос всей обработки в облачную систему сохраняет гибкость алгоритма, но увеличивает задержку и делает обнаружение зависимым от устойчивости соединения. Локальное решение уменьшает объём телеметрии, однако должно укладываться в ограничения микроконтроллера по памяти, числу операций и энергии.

Вейвлетное преобразование позволяет разделить медленную составляющую и локальные изменения сигнала [1]. Lifting-схема выполняет то же преобразование через последовательность операций предсказания и обновления и подходит для потоковой реализации без хранения полной матрицы базиса [2]. Пороговая обработка детализирующих коэффициентов снижает шум, но при завышенном пороге ослабляет фронт короткого события [3]. Нейронный классификатор способен учитывать совместное изменение нескольких признаков, хотя его непосредственное применение к исходному блоку отсчётов часто приводит к избыточной размерности модели. Квантование весов и активаций уменьшает объём памяти и позволяет выполнять вывод в целочисленной арифметике [4, 5].

Цель работы состоит в описании процедуры автоматизированного синтеза гибридного детектора, в котором вейвлетная часть формирует компактное представление измерительного блока, а нейронная сеть различает фон, помеху и опасный выброс. В отличие от выбора одного фильтра по средней ошибке, процедура рассматривает структуру тракта, параметры преобразования и аппаратные ограничения как единое проектное пространство.

## II. ТРЕБОВАНИЯ К ГИБРИДНОМУ ДЕТЕКТОРУ

Измерительный ряд представляется суммой полезного отклика, медленного смещения и помех различной природы. Для описания входа достаточно модели

$$x[n] = s[n] + b[n] + p[n] + v[n] + \xi[n], \quad (1)$$

где $x[n]$ - измеренный отсчёт; $s[n]$ - отклик на концентрацию контролируемого вещества; $b[n]$ - дрейф базовой линии; $p[n]$ - детерминированная или квазипериодическая помеха; $v[n]$ - случайный шум; $\xi[n]$ - редкая импульсная помеха; $n$ - номер отсчёта. Разделение этих компонентов внутри сенсорного узла не предполагает точного восстановления каждого слагаемого. Для детектора существеннее сохранить амплитуду и момент начала события, не принять одиночную помеху за выброс и не включить длительный выброс в оценку фона.

Проектное решение считается допустимым только при одновременном выполнении событийных и ресурсных ограничений. К первой группе относятся минимальная вероятность обнаружения, максимально разрешённая частота ложных тревог и предельная задержка. Вторая группа задаёт доступные Flash и RAM, время обработки блока, энергию одного решения и перечень поддерживаемых

целочисленных операций. Эти ограничения вводятся до обучения сети: модель, которая показывает высокую точность на рабочей станции, но не помещается в память узла, не должна попадать в итоговое сравнение.

## III. СТРУКТУРА ВЕЙВЛЕТНО-НЕЙРОСЕТЕВОГО ДЕТЕКТОРА

Предлагаемый тракт показан на рисунке 1. Входной валидатор проверяет диапазон АЦП, метки времени и диагностические признаки сенсора. Медленная базовая линия оценивается только на интервалах, отнесённых к фону; при подозрении на событие её обновление приостанавливается. После коррекции блок поступает в lifting-DWT. Аппроксимирующие коэффициенты характеризуют уровень и медленную динамику, детализирующие – локальные фронты, импульсы и высокочастотную помеху.

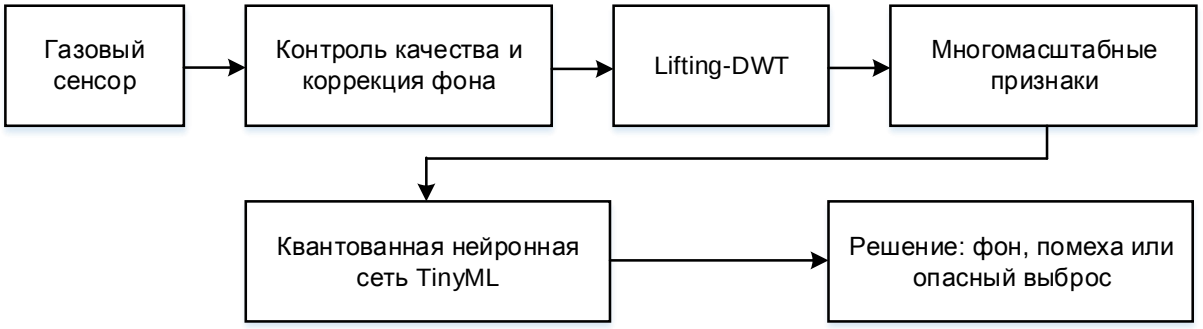



Рисунок 1. Структура гибридного вейвлетно-нейросетевого детектора

В нейронную сеть передаётся не весь набор коэффициентов, а вектор признаков фиксированной длины: энергии уровней, отношения энергий соседних масштабов, максимум модуля детали, положение локального максимума, изменение аппроксимации и длительность превышения предупредительного уровня. Такой вход сохраняет сведения о форме события и сокращает число обучаемых параметров. Для микроконтроллера достаточно небольшой полносвязной сети или одномерной свёрточной сети с одним-двумя вычислительными блоками. Выходной слой формирует оценки принадлежности к фону, импульсной помехе и опасному выбросу.

Обучение проводится вне сенсорного узла. После него веса и активации переводятся в целочисленное представление, а полученная модель повторно проверяется. Различие между результатами до и после квантования рассматривается как самостоятельный источник ошибки. На узле выполняются только контроль входа, lifting-преобразование, расчёт признаков и нейросетевой вывод. Подобная организация согласуется с практикой TinyML, где размер бинарного кода, рабочая память и энергия оцениваются вместе с качеством распознавания [6, 8].

## IV. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИНТЕЗ

Автоматизированный синтез заменяет ручной последовательный подбор базиса, числа уровней и структуры сети управляемым перебором допустимых вариантов. Конфигурация включает семейство вейвлета, глубину разложения, длину блока, перекрытие, состав признаков, число слоёв и нейронов, функцию активации и разрядность. Для каждого варианта формируется модель, выполняются обучение, квантование и стендовое профилирование. Схема процесса приведена на рисунке 2.

Сравнение конфигураций проводится после отбраковки решений, нарушающих жёсткие ограничения. Для оставшихся вариантов используется сводный критерий

$$F = w_1(1 - P_D) + w_2 P_{FA} + w_3 \frac{T}{T_{\max}} + w_4 \frac{M}{M_{\max}} + w_5 \frac{E}{E_{\max}}, \quad (2)$$

где F - значение критерия, подлежащее минимизации; $P_D$ и $P_{FA}$ - вероятность обнаружения и вероятность ложной тревоги; T, M и E - задержка обработки, объём рабочей памяти и энергия одного решения; $T_{\max}$, $M_{\max}$ и $E_{\max}$ - допустимые пределы; $w_1$–$w_5$ - неотрицательные весовые коэффициенты. Перед расчётом критерия проверяются обязательные условия по $P_D$, $P_{FA}$ и памяти. Поэтому низкая энергия или малая задержка не могут компенсировать недопустимую потерю событийной достоверности.

Поиск можно организовать как ограниченный перебор для небольшого пространства либо как последовательное исключение конфигураций. Сначала проверяются крайние значения: минимальная сеть, короткий блок и малая глубина разложения. Затем увеличивается только тот ресурс, который

ограничивает качество. Повторное использование результатов профилирования сокращает число сборок прошивки. Итогом служит не единственная универсальная модель, а набор конфигураций для нескольких классов платформ, например для узла с минимальной памятью, для узла с повышенными требованиями к вероятности обнаружения и для шлюза.

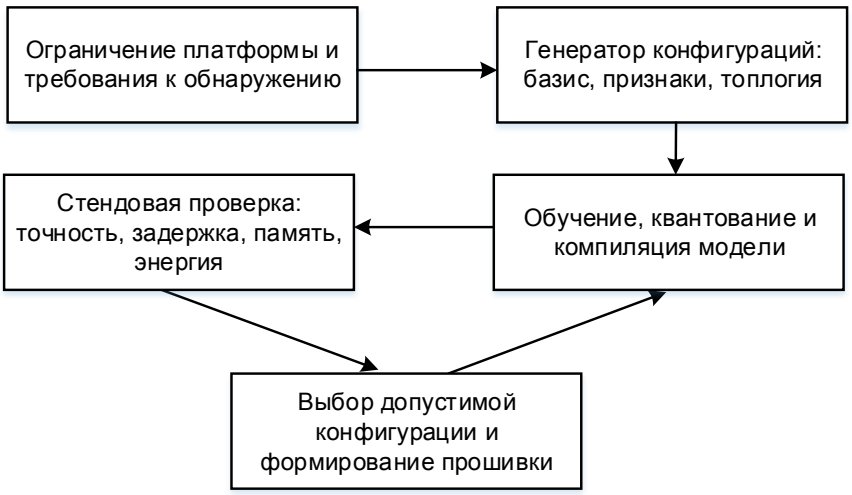



Рисунок 2. Последовательность автоматизированного синтеза и проверки конфигураций

## V. ПРОВЕРКА ПРОЕКТНОГО РЕШЕНИЯ

Проверка должна охватывать ступенчатый рост концентрации, экспоненциальный отклик сенсора, короткий пик и последовательность событий. В фоновые записи вводятся белый и коррелированный шум, одиночные импульсы, медленный дрейф, насыщение и пропуски пакетов. Параметры преобразования выбираются по обучающей и настроечной частям, тогда как окончательная оценка выполняется на отдельном временном интервале. Временное разделение особенно существенно для газовых сенсоров, характеристики которых меняются в процессе эксплуатации.

Для каждой конфигурации регистрируются вероятность обнаружения, ложные тревоги на единицу времени, ошибка момента начала и задержка выполнения. Ресурсная проверка включает размер модели во Flash, максимальное использование RAM, число целочисленных операций и энергию, измеренную на целевой плате. Отдельно сравниваются исходная нейронная сеть, её квантованная версия и гибридная схема. Вейвлетная обработка не считается полезной только по факту снижения шума: она должна уменьшать размер сети или повышать устойчивость распознавания без недопустимого искажения фронта. Для близких решений предпочтение отдаётся конфигурации с меньшим числом операций и прозрачным набором признаков.

Практическое внедрение требует хранения версии базиса, параметров квантования и контрольной суммы модели в телеметрии. При обнаружении события узел передаёт класс решения, вероятность, параметры пика и фрагмент исходного сигнала. Сохранение исходного фрагмента позволяет проверить решение сети на сервере и пополнять обучающую выборку без передачи непрерывного потока. Исследования по вейвлетной обработке промышленных сенсорных данных и TinyML-обнаружению утечек подтверждают применимость обоих компонентов, но их совместная настройка должна проводиться на данных и аппаратуре конкретного комплекса [6-10].

## VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Описана структура гибридного детектора, в которой lifting-DWT выполняет компактное многомасштабное представление сигнала, а квантованная нейронная сеть распознаёт характер изменения. Автоматизированный синтез охватывает выбор базиса, состава признаков, топологии сети и разрядности с обязательной проверкой событийных и аппаратных ограничений. Такой подход связывает алгоритм обнаружения с реальными ресурсами сенсорного узла и создаёт основу для последующей реализации генератора конфигураций и стендовой проверки на целевой микроконтроллерной платформе.

## БЛАГОДАРНОСТЬ

Работа выполнена в рамках прикладной НИР AL-9224094150 «Разработка аппаратно-программного комплекса дистанционного сбора данных опасных выбросов на предприятиях по переработке бытовых отходов».

ЛИТЕРАТУРА

[1] Mallat, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1989. Vol. 11, No. 7. P. 674–693. DOI: https://doi.org/10.1109/34.192463

[2] Sweldens, W. The lifting scheme: a construction of second generation wavelets // SIAM Journal on Mathematical Analysis. 1998. Vol. 29, No. 2. P. 511–546. DOI: https://doi.org/10.1137/S0036141095289051

[3] Donoho, D. L. De-noising by soft-thresholding // IEEE Transactions on Information Theory. 1995. Vol. 41, No. 3. P. 613–627. DOI: https://doi.org/10.1109/18.382009

[4] Sze, V., Chen, Y.-H., Yang, T.-J., Emer, J. S. Efficient processing of deep neural networks: a tutorial and survey // Proceedings of the IEEE. 2017. Vol. 105, No. 12. P. 2295–2329. DOI: https://doi.org/10.1109/JPROC.2017.2761740

[5] Jacob, B. [et al.] Quantization and training of neural networks for efficient integer-arithmetic-only inference // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. P. 2704–2713. DOI: https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00286

[6] El Barkani, M., Benamar, N., Talei, H., Bagaa, M. Gas leakage detection using Tiny Machine Learning // Electronics. 2024. Vol. 13, No. 23. Art. 4768. DOI: https://doi.org/10.3390/electronics13234768

[7] Wang, Y. [et al.] Noise reduction method for mine wind speed sensor data based on CEEMDAN-wavelet threshold // Scientific Reports. 2024. Vol. 14. Art. 24869. DOI: https://doi.org/10.1038/s41598-024-75288-2

[8] Warden, P., Situnayake, D. TinyML: Machine Learning with TensorFlow Lite on Arduino and Ultra-Low-Power Microcontrollers. Sebastopol: O'Reilly Media, 2019. 504 p. ISBN 978-1-492-05204-3 (print), 978-1-492-05203-6 (e-book). URL: https://www.oreilly.com/library/view/tinyml/9781492052036/

[9] Давронбеков Д.А., Писецкий Ю.В. Адаптивная кусочно-базисная обработка сигналов сенсорных узлов дистанционного мониторинга опасных выбросов // "Raqamli iqtisodiyot" ilmiy-elektron jurnali, 16-son, 2026. – с. 74-86

[10] Давронбеков Д.А., Писецкий Ю.В. Кусочно-базисная обработка сигналов сенсорных узлов дистанционного мониторинга опасных выбросов // "Sun'iy intellekt va raqamli texnologiyalarni rivojlantirish istiqbollari" Respublika ilmiy-amaliy anjumani. – Toshkent, 2026. – с. 415-420

## AUTOMATED SYNTHESIS OF A HYBRID WAVELET–NEURAL DETECTOR OF HAZARDOUS EMISSIONS FOR A RESOURCE-CONSTRAINED SENSOR NODE

Yu.V.Pisetskiy, D.A. Davronbekov

Tashkent University of Information Technologies named after Muhammad al-Khwarizmi, Tashkent, Republic of Uzbekistan, yuriy.pisetskiy@mail.ru

Abstract: the paper describes automated synthesis of a hazardous-emission detector intended for a sensor node with limited memory and energy. The proposed structure combines a lifting implementation of the discrete wavelet transform, multiscale feature extraction, and a compact quantized neural network. Design is treated as a search for a feasible configuration constrained by detection probability, false alarms, latency, memory, and energy. The design variables, off-device training, quantization, and verification with noisy, drifting, impulsive, and incomplete sensor records are outlined.

Keywords: hazardous emission, gas sensor, wavelet, neural network, TinyML, automated synthesis, sensor node, quantization.