

УДК 004.89:004.021:004.45

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.60.9.015](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.60.9.015)

Математическое и алгоритмическое обеспечение обработки информации и принятия решений при функционировании трехуровневой миварной экспертной системы обнаружения пожаров

Л. Доу✉

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Резюме. С развитием трехуровневой миварной экспертной системы (МЭС) обнаружения пожаров возникает необходимость в математическом и алгоритмическом обеспечении. Ранее предложенные модель и метод задали логическую структуру МЭС и метод обработки информации. В статье предложено математическое и алгоритмическое обеспечение обработки информации и принятия решений при функционировании трехуровневой миварной экспертной системы обнаружения пожаров. Предложенное обеспечение включает: формализованное описание рабочего цикла МЭС; информационное обеспечение формирования входной информации МЭС на основе согласования данных визуального, инфракрасного, температурного, газового и акустического каналов; алгоритмическое обеспечение рабочей памяти и логического вывода МЭС. Для реализации указанного обеспечения использованы асинхронное согласование сенсорных потоков, INT8-квантизация весов FNN и индексированный доступ к DOM-дереву. На синтетической тестовой выборке из 5000 записей конфигурация FNN INT8 + МЭС достигла Ассурасу 94,88 %, F1 94,87 % и FPR 5,00 %, а медианная задержка актуализации 52 параметров снизилась с 3,202 до 0,039 мс. Научная новизна работы заключается в разработке математического и алгоритмического обеспечения обработки информации и принятия решений при функционировании трехуровневой миварной экспертной системы обнаружения пожаров, включающего формализованное описание рабочего цикла МЭС, информационное обеспечение формирования входной информации МЭС и алгоритмическое обеспечение рабочей памяти и логического вывода.

Ключевые слова: миварная экспертная система, миварная база знаний, входная информация, рабочая память, логический вывод, обнаружение пожаров, математическое и алгоритмическое обеспечение.

Для цитирования: Доу Л. Математическое и алгоритмическое обеспечение обработки информации и принятия решений при функционировании трехуровневой миварной экспертной системы обнаружения пожаров. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(9). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2472> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.015

Mathematical and algorithmic support for information processing and decision-making in the operation of a three-level mivar expert system for fire detection

L. Dou✉

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, the Russian Federation

Abstract. With the development of a three-level mivar expert system (MES) for fire detection, the need for mathematical and algorithmic support arises. The previously proposed model and method defined the logical structure of the MES and the method of information processing. The article proposes mathematical and algorithmic support for information processing and decision-making in the operation

of a three-level mivar expert system for fire detection. The proposed support includes: a formalized description of the MES operating cycle; information support for forming MES input information based on the coordination of data from visual, infrared, temperature, gas and acoustic channels; as well as algorithmic support for MES working memory and logical inference. The implementation uses asynchronous sensor-stream alignment, INT8 weight quantization of the FNN, and indexed access to the DOM tree. On a synthetic test set of 5,000 records, the FNN INT8 + MES configuration achieved 94.88 % accuracy, an F1-score of 94.87 %, and an FPR of 5.00 %; the median update latency for 52 parameters decreased from 3.202 to 0.039 ms. The scientific novelty of the work lies in the development of mathematical and algorithmic support for information processing and decision-making in the operation of a three-level mivar expert system for fire detection, including a formalized description of the MES operating cycle, information support for forming MES input information, and algorithmic support for working memory and logical inference.

Keywords: mivar expert system, mivar knowledge base, input information, working memory, logical inference, fire detection, mathematical and algorithmic support.

For citation: Dou L. Mathematical and algorithmic support for information processing and decision-making in the operation of a three-level mivar expert system for fire detection. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(9). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2472> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.015

Введение

Устройства обнаружения пожаров играют важную роль в области промышленной безопасности. Для задач обнаружения пожаров требуется низкая задержка обработки данных, поскольку медленное реагирование системы может привести к быстрому распространению пожара и увеличению ущерба. Современные исследования в области обнаружения пожаров включают решения на основе интеграции глубокого обучения и беспроводных сенсорных сетей [1], радиоэлектронного дистанционного мониторинга [2], компьютерного зрения по RGB-изображениям с беспилотных платформ [3], ГИС-технологий для оперативного обнаружения лесных пожаров [4], видеомониторинга в районе промышленного предприятия [5].

В последние годы методы глубокого обучения быстро развиваются в задачах обнаружения пожаров, включая методы на основе Detectron2 [6], интеллектуального видеонаблюдения [7], CCTV-моделей раннего обнаружения пожаров в зданиях [8], дистанционного зондирования [9], стратегии компьютерного зрения в помещениях [10], YOLOv8 для умных городов [11] и высокопроизводительного фреймворка FSDP [12]. Однако в сложной промышленной среде акустический шум, тепловые помехи, нестабильное освещение и другие факторы могут присутствовать одновременно, поэтому система обнаружения пожаров должна в режиме реального времени обрабатывать визуальные, инфракрасные, газовые, температурные и акустические данные.

Миварная экспертная система (МЭС) обладает преимуществами в задачах обработки информации и поддержки принятия решений. Она позволяет формализовать экспертные знания и выполнять логический вывод. Миварные технологии уже применялись для понимания образов и принятия решений [13], создания умных производственных систем [14], а также мониторинга безопасности [15]. Кроме того, миварные системы принятия решений применялись в задачах распределения грузов [16] и оптимизационного управления группами роботов [17]. В исследованиях Д.В. Аладина были рассмотрены метод автоматической генерации миварных баз знаний [18], а также модель миварной базы знаний для решения управленческих задач в пространстве состояний [19].

В предыдущих исследованиях автора были рассмотрены вопросы изменения пороговых параметров правил в МЭС с использованием больших языковых моделей [20] и предложена модель принятия решений для обнаружения пожаров на основе распознавания образов [21] и МЭС [22]. Ключевой основой настоящей статьи является ранее предложенная трехуровневая модель МЭС, которая задает логическую структуру обработки информации и принятия решений. В статье исследуется математическое и алгоритмическое обеспечение ее функционирования, включая согласование входной информации, формирование входных параметров МЭС, актуализацию рабочей памяти и запуск миварного логического вывода.

При развертывании ранее предложенных модели и метода на периферийных вычислительных устройствах возникают три ограничения: ограниченный объем оперативной памяти, несогласованность частот дискретизации сенсорных потоков, а также задержки, возникающие при обработке XML-представления миварной базы знаний. Поэтому для практической реализации ранее предложенной трехуровневой МЭС обнаружения пожаров требуется специальное математическое и алгоритмическое обеспечение.

Общая структура математического и алгоритмического обеспечения МЭС представлена на Рисунке 1.

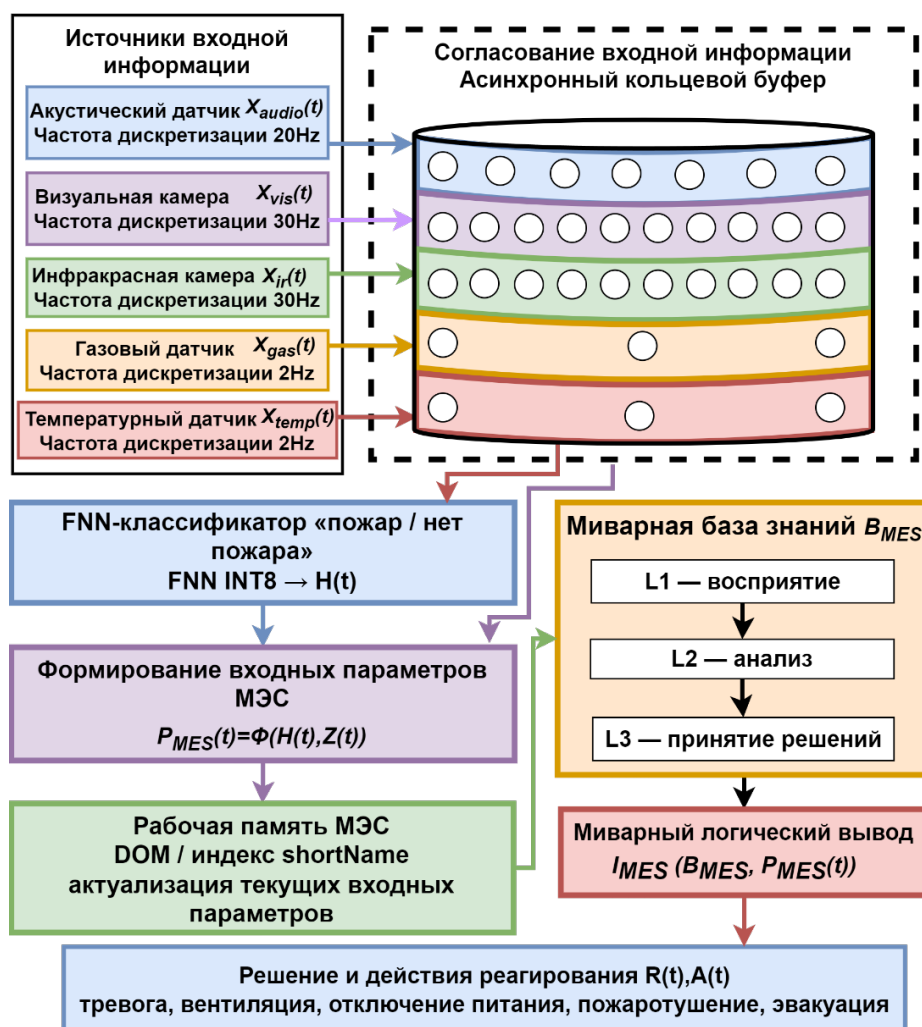


Рисунок 1 – Общая структура математического и алгоритмического обеспечения МЭС
Figure 1 – General structure of mathematical and algorithmic support for the MES

В статье рассматриваются два взаимосвязанных направления: информационное обеспечение формирования входной информации МЭС, а также алгоритмическое обеспечение рабочей памяти и логического вывода. Первое направление связано с согласованием данных, поступающих от визуального, инфракрасного, температурного, газового и акустического каналов, и подготовкой результатов нейросетевого восприятия в качестве входной информации, используемой экспертной системой. Второе направление связано с оперативным занесением текущей входной информации в рабочую память МЭС, обращением к XML-представлению миварной базы знаний и запуском логического вывода на уровнях L1–L2–L3.

Научная новизна работы заключается в разработке математического и алгоритмического обеспечения обработки информации и принятия решений при функционировании трехуровневой МЭС обнаружения пожаров.

Материалы и методы

В настоящей работе трехуровневая МЭС рассматривается как экспертная система, включающая миварную базу знаний, рабочую память, входную информацию, продукционные правила и механизм логического вывода. Нейросетевой модуль формирования входной информации и сенсорная подсистема не заменяют МЭС, а выступают источниками входной информации для ее рабочего цикла. Поэтому предложенное обеспечение ориентировано на согласование входной информации, актуализацию рабочей памяти и выполнение логического вывода в трехуровневой структуре L1–L2–L3.

Математическое описание рабочего цикла трехуровневой МЭС. Рабочий цикл трехуровневой МЭС обнаружения пожаров включает получение входной информации, занесение текущих данных в рабочую память, выполнение логического вывода и формирование решения. Входная информация в момент времени t представляется как совокупность данных пяти каналов:

$$X(t) = \{X_{vis}(t), X_{ir}(t), X_{temp}(t), X_{gas}(t), X_{audio}(t)\}, \quad (1)$$

где $X_{vis}(t)$ – данные визуального канала, $X_{ir}(t)$ – данные инфракрасного канала, $X_{temp}(t)$ – температурные данные, $X_{gas}(t)$ – данные газового канала, $X_{audio}(t)$ – акустические данные.

Перед нейросетевой обработкой согласованные потоки $X(t)$ преобразуются двумя процедурами: G_N формирует стандартизованный вектор $X_{NN}(t)$ для FNN, а G_R – интерпретируемый вектор $Z(t)$ для правил МЭС.

$$H(t) = \Omega(t) = F_{NN}(X_{NN}(t)), \Omega(t) \in [0,1]. \quad (2)$$

В работе FNN представляет собой многовходовый полносвязный бинарный классификатор «пожар/нет пожара», а не детектор объектов или сегментационную сеть. Пять ветвей с ReLU имеют размеры $(5 \rightarrow 128)$ для визуальных признаков, $(3 \rightarrow 64)$ для инфракрасных, $(40 \rightarrow 32)$ для мел-частотных кепстральных коэффициентов (MFCC), $(2 \rightarrow 8)$ для газовых и $(2 \rightarrow 8)$ для температурных признаков. После конкатенации применяются слои $(240 \rightarrow 1024 \rightarrow 1024 \rightarrow 256 \rightarrow 1)$ с ReLU между скрытыми слоями и Sigmoid на выходе. Число обучаемых параметров составляет 1 561 425. Каждая ветвь сначала обучалась со вспомогательным бинарным выходом, после чего обучался блок слияния; вспомогательные выходы в итоговую модель не включались.

МЭС получает оценку FNN и интерпретируемые параметры датчиков:

$$P_{MES}(t) = \Phi(H(t), Z(t)). \quad (3)$$

Здесь $H(t)$ является интегральной нейросетевой оценкой, а $Z(t)$ содержит именованные признаки для проверки условий правил; сырые потоки $X(t)$ непосредственно в МЭС не передаются. В функции Φ оценка $\Omega(t)$ записывается в параметр `fire_classification_confidence`, а компоненты $Z(t)$ – в соответствующие именованные параметры XML-базы.

Миварный логический вывод выполняется на основе миварной базы знаний B_{MES} , входных параметров $P_{MES}(t)$ и процедуры вывода I_{MES} :

$$(R(t), A(t)) = I_{MES}(B_{MES}, P_{MES}(t)), \quad (4)$$

где B_{MES} обозначает миварную базу знаний трехуровневой МЭС, I_{MES} – процедуру миварного логического вывода, $R(t)$ – итоговую оценку пожарной ситуации, а $A(t)$ – набор действий реагирования.

Информационное обеспечение формирования входной информации МЭС. Входная информация трехуровневой МЭС формируется на основе данных визуального, инфракрасного, температурного, газового и акустического каналов. Эти источники имеют различную частоту дискретизации и различный объем передаваемых данных. При традиционной синхронной схеме основной цикл обработки вынужден ожидать поступления данных от наиболее медленных датчиков, что приводит к росту задержки и снижению устойчивости рабочего цикла МЭС.

Для согласования входной информации используется асинхронный кольцевой буфер. Каждый сенсорный канал записывает данные с временными метками в собственную область буфера. Основной цикл МЭС с заданной частотой извлекает последние согласованные по времени значения и формирует текущую входную информацию для рабочей памяти экспертной системы. Такая организация позволяет учитывать различие частот дискретизации между визуальным, инфракрасным, акустическим, газовым и температурным каналами. Схема согласования входной информации МЭС на основе асинхронного кольцевого буфера представлена на Рисунке 2.

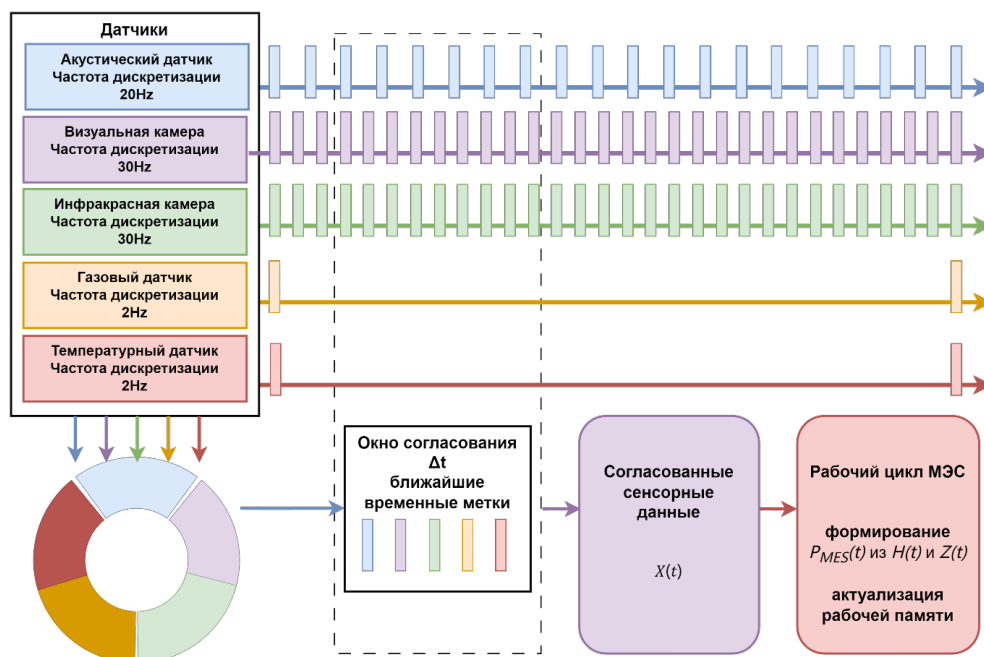


Рисунок 2 – Схема согласования входной информации МЭС на основе асинхронного кольцевого буфера

Figure 2 – Scheme for coordinating MES input information based on an asynchronous ring buffer

Нейросетевой модуль формирования входной информации используется как источник части входной информации МЭС. Для сокращения размера файла FNN и объема памяти параметров применяется INT8-квантизация весов, не изменяющая структуру миварной базы знаний.

В эксперименте использовалась симметричная посттренировочная INT8-квантизация весов по слоям; смещения и параметры предобработки сохранялись в формате FP32:

$$Q = \text{clip} \left(\text{round} \left(\frac{R}{S} \right), -127, 127 \right), \quad (5)$$

где R – вес в формате FP32, $S = \max(|R|) / 127$ – масштабный коэффициент слоя, Q – квантованное 8-битное целое значение.

Алгоритмическое обеспечение рабочей памяти и логического вывода МЭС. Рабочая память МЭС содержит текущую входную информацию, используемую правилами миварной базы знаний. Для сокращения задержки перед запуском логического вывода XML-представление миварной базы знаний загружается в оперативную память и представляется в виде DOM-дерева. Для прямого доступа используется индексированное сопоставление имени параметра с адресом узла DOM. Это исключает повторное чтение XML-файла в каждом рабочем цикле.

После запуска системы XML-файл миварной базы знаний F_{xml} загружается в оперативную память. Процедура *Parse_To_RAM* формирует DOM-дерево и таблицу соответствия между именами элементов рабочей памяти и адресами узлов DOM:

$$H_{dom}: \text{name}(p_j) \rightarrow \text{addr}(p_j), p_j \in P_{MES}(t). \quad (6)$$

Текущая входная информация заносится в рабочую память МЭС непосредственно по адресам соответствующих узлов:

$$p_j(t) \leftarrow \text{Actualize}(\text{addr}(p_j), x_j(t)), \quad (7)$$

где $p_j(t)$ – текущее значение элемента рабочей памяти МЭС, $x_j(t)$ – значение, поступившее от сенсорного или нейросетевого источника входной информации. Такой способ исключает операции открытия, записи и сохранения XML-файла в каждом цикле обработки и сокращает задержку перед запуском логического вывода.

После актуализации рабочей памяти запускается вывод L1–L2–L3. Примеры правил из XML-базы: L1 – VDR1: при $\text{fire_classification_confidence} > 0,7$ устанавливается $\text{flame_detected} = \text{true}$; STR4: при $\text{temperature_sensor_temperature_rise_rate} > 3$ устанавливается $\text{temp_rising_risk} = \text{high}$. L2 – TD1: при длительности обнаружения дыма более 5 и росте CO более 20 уровень риска повышается; FAS6: в режиме учений при аномалиях датчиков сохраняется только сигнал тревоги. L3 – LEC3: при высоком риске на любом этаже лифты останавливаются на ближайшем этаже и открывают двери; LEC5: при неснятой тревоге двери разблокируются. Пороговые значения заданы во внутренних шкалах параметров базы знаний.

$$X(t) \rightarrow \{H(t), Z(t)\} \rightarrow P_{MES}(t) \rightarrow I_{MES}(B_{MES}, P_{MES}(t)) \rightarrow (R(t), A(t)). \quad (8)$$

Таким образом, рабочий цикл связывает согласованные сенсорные данные, оценку FNN, интерпретируемые параметры, рабочую память и правила L1–L2–L3.

Результаты и обсуждение

Экспериментальная проверка включала оценку качества обнаружения, размера файла и объема массивов параметров, а также вычислительной задержки. Синтетический набор содержал 14 000 записей: 8000 для обучения, 1000 для валидации и 5000 для

тестирования; тестовая выборка включала 2500 пожарных и 2500 непожарных случаев. Класс задавался сценарием до генерации частично перекрывающихся признаков с шумом и пропусками. Пожарные сценарии включали открытое пламя, тление и электрический пожар; непожарные – нормальную работу, сварку или отражения, пар, промышленную пыль, выхлоп, нагретое оборудование и учебную тревогу. Для трех выборок использовались фиксированные начальные значения генератора 260529, 260530 и 260531. Порог бинарного решения FNN 0,317 выбирался по максимуму F1 на валидационной выборке и после этого не изменялся; порог 0,7 правила VDR1 оставался заданным в XML-базе. Все варианты оценивались на одной тестовой выборке. Принятые частоты дискретизации каналов приведены в Таблице 1.

Таблица 1 – Принятые частоты дискретизации входных каналов

Table 1 – Assumed sampling rates of input channels

Датчик	Частота дискретизации, Гц
Визуальная камера	30
Инфракрасная камера	30
Акустический датчик	20
Газовый датчик	2
Температурный датчик	2

Эксперименты выполнены в Linux 6.18.35 и Python 3.12.13 на процессоре AMD EPYC 9V74 с 9 доступными логическими процессорами и 15,9 ГиБ оперативной памяти; использованы NumPy 2.3.5, scikit-learn 1.8.0 и lxml 6.0.2; при измерении задержки число потоков BLAS и OMP было ограничено одним.

Ресурсные затраты нейросетевого модуля формирования входной информации. Сравнивались сериализованные параметры модели в формате FP32 и их симметрично квантованное INT8-представление. Размер файла параметров уменьшился с 6,255 до 1,580 МБ, то есть на 74,73 % или в 3,96 раза. Объем массивов параметров сократился с 6,248 до 1,572 МБ.

Задержка актуализации рабочей памяти перед логическим выводом. Сравнивались повторный разбор XML с XPath-поиском и сериализацией и предварительно загруженное DOM-дерево с индексом shortName. При актуализации 52 параметров медианная задержка составила соответственно 3,202 и 0,039 мс, а P95 – 3,610 и 0,042 мс. Индексированный DOM-доступ обеспечил ускорение в 81,1 раза за счет устранения повторного файлового ввода-вывода и поиска узлов. При наличии сформированных входных признаков медианная задержка вычислительного цикла FP32 FNN-адаптер правил МЭС–DOM составила 1,418 мс, P95 – 1,597 мс; сбор сенсорных данных и извлечение этих признаков в измерение не включались. Задержка INT8 не оценивалась, поскольку численная симуляция с деквантизацией весов в NumPy не отражает работу нативных INT8-ядер.

Оценка качества обнаружения и сравнение с аналогами. В качестве воспроизводимого аналога использовано пороговое голосование по пяти каналам: тревога формировалась при срабатывании не менее трех каналов, а пороги фиксировались до тестирования. Варианты FNN FP32 и FNN INT8 без правил МЭС использовались как абляционные базовые варианты. В конфигурации, далее обозначаемой как FNN INT8 + МЭС, детерминированный экспериментальный адаптер воспроизводил условия правил VDR1, VDR8, STR1, STR2, STR4, STR6, MSCV1, MSCV2, GFCE1, GFCE1_2, FAS1, FAS3 и FAS6–FAS8.

Для оценки качества использовались показатели Accuracy, Precision, Recall, F1 и FPR; TP и TN обозначают количество истинно положительных и истинно отрицательных решений, FP и FN – количество ложноположительных и ложноотрицательных решений:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}, \text{ Precision} = \frac{TP}{TP+FP}, \text{ Recall} = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (9)$$

$$F1 = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}, \text{ FPR} = \frac{FP}{FP+TN}. \quad (10)$$

Полученные значения показателей качества для четырех вариантов представлены в Таблице 2.

Таблица 2 – Сравнение показателей качества на общей тестовой выборке
Table 2 – Comparison of quality metrics on the common test set

Вариант	TP/TN/FP/FN	Accuracy	Precision	Recall	F1	FPR
Пороговое голосование	2128/2128/372/372	0,8512	0,8512	0,8512	0,8512	0,1488
FNN FP32	2425/2314/186/75	0,9478	0,9288	0,9700	0,9489	0,0744
FNN INT8	2425/2315/185/75	0,9480	0,9291	0,9700	0,9491	0,0740
FNN INT8 + МЭС	2369/2375/125/131	0,9488	0,9499	0,9476	0,9487	0,0500

По сравнению с пороговым голосованием конфигурация FNN INT8 + МЭС повысила F1 на 9,75 п. п. и снизила FPR на 9,88 п. п. По сравнению с FNN INT8 правила МЭС снизили FPR с 7,40 до 5,00 % при уменьшении Recall с 97,00 до 94,76 % и практически неизменном F1: 94,91 и 94,87 % соответственно. Литературные аналоги [11, 12] используют визуальные модели, а в [21] применяется RGB/IR-модель; их показатели получены на других наборах данных и потому не включались в прямое численное сравнение. Отличием предложенного решения является совместное использование пяти каналов и правил L1–L2–L3.

Ограничением исследования является синтетический характер данных; полученные показатели характеризуют работу алгоритма в заданных условиях моделирования и требуют дальнейшей проверки на реальных сенсорных данных.

Заключение

В данном исследовании разработано математическое и алгоритмическое обеспечение обработки информации и принятия решений при функционировании трехуровневой МЭС обнаружения пожаров. Предложенное обеспечение направлено на поддержку рабочего цикла МЭС: согласование входной информации, актуализацию рабочей памяти, запуск логического вывода и формирование решения.

Экспериментальная проверка на синтетической тестовой выборке показала, что конфигурация FNN INT8 + МЭС достигла Accuracy 94,88 %, F1 94,87 % и FPR 5,00 %. INT8-квантизация уменьшила размер файла параметров с 6,255 до 1,580 МБ, а индексированный DOM-доступ снизил медианную задержку актуализации 52 параметров с 3,202 до 0,039 мс. Медианная задержка вычислительного цикла FP32 FNN-адаптер правил МЭС–DOM после формирования признаков составила 1,418 мс, P95 – 1,597 мс.

Полученные результаты подтверждают работоспособность решения в заданных условиях моделирования. Практическая применимость должна быть дополнительно проверена на реальных синхронизированных сенсорных данных и целевой аппаратной платформе.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Деяб О.А., Черников Д.Ю., Селиванов А.С. Интеграция систем глубокого обучения и беспроводных сенсорных сетей для точного обнаружения пожара в помещении. *Журнал Сибирского федерального университета. Техника и технологии*. 2024;17(1):124–135. (На англ.).
Dheyab O.A., Chernikov D.Yu., Selivanov A.S. Integration of deep learning and wireless sensor networks for accurate fire detection in indoor environment. *Journal of Siberian Federal University. Engineering and Technologies*. 2024;17(1):124–135.
2. Канащенко А.И., Тихонов А.И., Новиков С.В., Кулакова Д.С. Применение радиоэлектронных систем для дистанционного мониторинга сельского хозяйства с целью обнаружения и обеспечения тушения пожаров. *Московский экономический журнал*. 2016;1(4):10. URL: <https://qje.su/ru/nauka/publications/article/6a9c154632807fdbab868031/primenenie-radioelektronnyh-sistem-dlya-distancionnogo-monitoringa-sel-skogo-hozyaystva-s-cel-yu-obnaruzheniya-i-obespecheniya-tusheniya-pozharov/view>
3. Катаев М.Ю., Карташов Е.Ю. Метод компьютерного зрения для обнаружения лесных пожаров по RGB-изображениям, получаемым с помощью беспилотного моторного планёра. *Светотехника*. 2021;(2):15–20.
Kataev M.Yu., Kartashov E.Yu. Computer Vision Method for Forest Fires Detection Based on RGB Images Obtained by Unmanned Motor Glider. *Light & Engineering*. 2021;29(5):71–78. <https://doi.org/10.33383/2021-009>
4. Бокадаров С.А., Гудков М.А., Щербаченко Д.Г. Применение ГИС-технологий в целях оперативного обнаружения лесных пожаров и слежения за лесопожарной обстановкой. *Современные технологии обеспечения гражданской обороны и ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций*. 2015;(1-2):164–167.
5. Астратов О.С., Смирнов В.М., Филатов В.Н., Митько А.В. Система видеомониторинга для обнаружения лесного пожара в районе промышленного предприятия. *Деловой журнал Neftegaz.RU*. 2020;(2):58–61.
6. Abdusalomov A.B., Islam B.M.S., Nasimov R., Mukhiddinov M., Whangbo T.K. An improved forest fire detection method based on the Detectron2 model and a deep learning approach. *Sensors*. 2023;23(3):1512. <https://doi.org/10.3390/s23031512>
7. Yar H., Khan Z.A., Rida I., Ullah W., Kim M.J., Baik S.W. An efficient deep learning architecture for effective fire detection in smart surveillance. *Image and Vision Computing*. 2024;145(1):104989. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2024.104989>
8. Ahn Y., Choi H., Kim B.S. Development of early fire detection model for buildings using computer vision-based CCTV. *Journal of Building Engineering*. 2022;65:105647. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2022.105647>
9. Yang S., Huang Q., Yu M. Advancements in remote sensing for active fire detection: a review of datasets and methods. *The Science of The Total Environment*. 2024;943(11):173273. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.173273>
10. Pincott J., Tien P.W., Wei Sh., Calautit J.K.S. Indoor fire detection utilizing computer vision-based strategies. *Journal of Building Engineering*. 2022;61(5):105154. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2022.105154>
11. Talaat F.M., ZainEldin H. An improved fire detection approach based on YOLO-v8 for smart cities. *Neural Computing and Applications*. 2023;35(28):20939–20954. <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08809-1>
12. Zhao H., Jin J., Liu Y., Guo Y., Shen Y. FSDF: a high-performance fire detection framework. *Expert Systems with Applications*. 2023;238(41):121665. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121665>

13. Машченко Е.И., Карпов Д.К., Варламов О.О., Адамова Л.Е., Баленко Е.Г. Создание миварной экспертной системы для понимания образов и принятия решений при обнаружении падений людей. *Проблемы искусственного интеллекта*. 2024;(4):88–100. <https://doi.org/10.24412/2413-7383-2024-4-88-100>
Mashchenko E.I., Karpov D.K., Varlamov O.O., Adamova L.E., Balenko E.G. Creation of a Mivar Expert System for Understanding Images and Making Decisions When People Fall. *Problems of Artificial Intelligence*. 2024;(4):88–100. (In Russ.). <https://doi.org/10.24412/2413-7383-2024-4-88-100>
14. Варламов О.О. Применение миварных технологий логического искусственного интеллекта для создания умных производственных систем. *Информационные и математические технологии в науке и управлении*. 2025;(2):32–46. <https://doi.org/10.25729/ESI.2025.38.2.003>
Varlamov O.O. Application of mivar technologies of logical artificial intelligence for creation of smart manufacturing systems. *Information and Mathematical Technologies in Science and Management*. 2025;(2):32–46. (In Russ.). <https://doi.org/10.25729/ESI.2025.38.2.003>
15. Турчанинов Д.В., Варламов О.О. Миварная экспертная система для мониторинга безопасности в мегалаборатории. *Системы управления и информационные технологии*. 2025;(2-1):60–69.
Turchaninov D.V., Varlamov O.O. Mivar expert system for safety monitoring in a mega-laboratory. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*. 2025;(2-1):60–69. (In Russ.).
16. Гун Ш. Миварная система принятия решений для распределения и перевозки грузов командой складских роботов. *Системы управления и информационные технологии*. 2025;(2):23–29.
Gong S. Mivar Decision-Making System for Distribution and Transportation of Cargo by a Team of Warehouse Robots. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*. 2025;(2):23–29. (In Russ.).
17. Гун Ш. Миварная система принятия решений по оптимизационному распределению грузов для групп складских роботов. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(3). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.50.3.047>
Gong S. Mivar decision-making system for optimized cargo distribution for groups of warehouse robots. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(3). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.50.3.047>
18. Аладин Д.В. Метод автоматической генерации миварных баз знаний для решения управленческих задач в пространстве состояний. *Проблемы искусственного интеллекта*. 2025;(3):88–99. <https://doi.org/10.24412/2413-7383-2025-3-38-88-99>
Aladin D.V. Mivar knowledge base automatic generation method for solving management tasks in state space. *Problems of Artificial Intelligence*. 2025;(3):88–99. (In Russ.). <https://doi.org/10.24412/2413-7383-2025-3-38-88-99>
19. Аладин Д.В. Модель миварной базы знаний для решения управленческих задач в пространстве состояний. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2025;27(4):66–71. <https://doi.org/10.18127/j19998554-202504-06>
Aladin D.V. Mivar Knowledge Base Model for Management Task Solving in State Space. *Neurocomputers*. 2025;27(4):66–71. (In Russ.). <https://doi.org/10.18127/j19998554-202504-06>
20. Доу Л. Метод обработки информации и изменения пороговых параметров правил в миварной экспертной системе с использованием больших языковых моделей.

- Проблемы искусственного интеллекта*. 2025;(4):194–205. <https://doi.org/10.24412/2413-7383-2025-4-39-194-205>
- Dou L. Method for information processing and modification of threshold parameters of rules in a mivar expert system using large language models. *Problems of Artificial Intelligence*. 2025;(4):194–205. (In Russ.). <https://doi.org/10.24412/2413-7383-2025-4-39-194-205>
21. Доу Л. Модель принятия решений для обнаружения пожаров на основе распознавания образов и миварной экспертной системы. *Системы управления и информационные технологии*. 2025;(3):59–65.
Dou L. Decision-making model for fire detection based on pattern recognition and mivar expert system. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*. 2025;(3):59–65. (In Russ.).
22. Доу Л. Математическое и алгоритмическое обеспечение для автоматического обновления правил в миварной экспертной системе с использованием больших языковых моделей. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(5). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.56.5.013>
Dou L. Mathematical and algorithmic support for automatic rule updates in a mivar expert system using large language models. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(5). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.56.5.013>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Доу Линхань, аспирант, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация. **Dou Linghan**, Postgraduate, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, the Russian Federation.
e-mail: d923952505@gmail.com
ORCID: [0009-0007-7669-5004](https://orcid.org/0009-0007-7669-5004)

Статья поступила в редакцию 12.06.2026; одобрена после рецензирования 18.09.2026; принята к публикации 25.09.2026.

The article was submitted 12.06.2026; approved after reviewing 18.09.2026; accepted for publication 25.09.2026.