

# Модель построения гибридной интеллектуальной системы управления автономным транспортным средством в условиях непредсказуемой обстановки

М. М. Канаев • Г. Х. Ирзаев • Г. С. Эседова

Дагестанский государственный технический университет

Рассматривается проблема разработки систем управления для автономных транспортных средств, функционирующих в условиях неопределенности и динамически изменяющейся среды. Предлагается подход, основанный на интеграции аппарата нечетких множеств и нечетких нейронных сетей. Вводится формализация понятий ситуации, события и их классификации. Представлена модель нечеткого нейрона, расширенная для обработки лингвистических переменных и частотных характеристик сигналов. Описана архитектура иерархической нейронной сети, способной к ситуационному управлению и адаптации. Обсуждаются практические аспекты реализации системы и направления дальнейших исследований.

*Автономное транспортное средство; система управления; нечеткие множества; нейронные сети; ситуационное управление; лингвистические переменные; адаптация.*

## ВВЕДЕНИЕ И ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Сегодня развитие робототехнических комплексов, систем искусственного интеллекта и автоматического управления вырабатывает новые подходы к проектированию и производству инструментария управления технологическими процессами и техническими комплексами. Для реализации такого рода технологий необходимы средства, поддерживающие построение фундаментальных знаний об управляемых объектах и дальнейшее развитие классов, базирующихся на нечеткой логике и нечетких вычислениях, способствующие достижению поставленных целей управления. Разработка интеллектуальных систем управления для автономных движущихся объектов (интеллектуальный транспорт) является одной из наиболее актуальных задач современной робототехники и искусственного интеллекта. Основная сложность заключается в необходимости обеспечения безопасного и эффективного функционирования в сложных, плохо формализуемых и частично непредсказуемых условиях, характерных для реальной дорожной обстановки [Цве12, Ору24]. В отличие от управления человеком, который способен оценивать нечеткие, противоречивые ситуации и принимать решения на основе опыта и интуиции, автоматические системы все еще нуждаются в развитии когнитивных способностей, аналогичных человеческим, помогающих распознавать неопределенные ситуации и комплексно принимать адекватные управленческие решения.

В настоящее время существует множество подходов к построению таких систем, основанных на различных принципах: детерминированных алгоритмах, вероятностных моделях (например, байесовские сети), методах машинного обучения (включая глубокие нейронные сети). Каждый из них имеет свои достоинства и ограничения, особенно в условиях высокой неопределенности и необходимости работы в реальном режиме времени.

Канаев М. М., Ирзаев Г. Х., Эседова Г. С. Модель построения гибридной интеллектуальной системы управления автономным транспортным средством в условиях непредсказуемой обстановки // СИИТ. 2026. Т. 8, № 2(26). С. 20-28. DOI: [10.54708/SIIT-2026-no2-p20](https://doi.org/10.54708/SIIT-2026-no2-p20). EDN: MNLHJC.

Kanaev M. M., Irzaev G. Kh., Esedova G. S. "A model for constructing a hybrid intelligent control system for an autonomous vehicle in an unpredictable environment." // SIIT. 2026. Vol. 8, no. 2(26), pp. 20-28. DOI: [10.54708/SIIT-2026-no2-p20](https://doi.org/10.54708/SIIT-2026-no2-p20). EDN: MNLHJC (In Russian).

Для эффективного управления сложными системами в условиях неопределенности и возрастающих требований к качеству управления используется механизм ситуационного управления, опирающийся на экспертные системы, нейронные структуры, нечеткую логику и ассоциативную память. Статистические методы, применяемые в современных системах управления, имеют существенные ограничения по оперативности и надежности принятия решений, требованиям к математическим моделям процессов.

Ряд зарубежных исследователей сосредоточился на объединении интеллектуальных транспортных систем и оптимизации их маршрутов на основе информации о дорожном движении в реальном времени [Wan24, Wu21]. В последние годы с быстрым развитием технологий искусственного интеллекта и интернета вещей оптимизация транспортных маршрутов стала актуальным направлением исследований. В работе [Jin22] предложен метод оптимизации маршрутов транспорта для прогнозирования спроса на услуги городского такси, который повысил эффективность принятия решений. Другое исследование [Xia24] посвящено модели глубокого обучения для оптимизации отслеживания грузов и эффективности транспортировки. В статье [Kan20] использованы динамические пространственно-временные графовые сверточные рекуррентные сети для прогнозирования транспортного потока. Отечественные исследователи предлагают математические методы моделирования транспортных потоков с помощью теории клеточных автоматов [Тра23], регрессионных моделей [Фат25]. В публикациях [Мун23, Цзи24] рассматривается использование сверточных нейронных сетей в беспилотном транспортном средстве для обнаружения окружающих его объектов. В работе [Япа25] предложена нейросетевая модель для системы предотвращения фронтальных столкновений автомобилей. Другие авторы разработали модель системы управления автомобильными потоками на перекрестке, основанную на использовании нечетких знаний [Мор23, Бол21]. Регрессионные модели и модели ближайших соседей используются для прогнозирования траекторий в робототехнических системах [Шай25, Мир24, Мир25].

Однако большая часть существующих исследований сосредоточена на применении одной технологии, и мало внимания уделяется комплексному применению нескольких интеллектуальных технологий. Кроме того, адаптивность и гибкость существующих решений для удовлетворения индивидуальных потребностей в конкретных сценариях все еще нуждаются в улучшении. Поэтому данное исследование направлено на объединение преимуществ нейронных сетей и нечеткой логики для предложения более эффективного и гибкого решения по комплексному использованию сочетания оптимального оценивания и управления автономными движущимися объектами.

В работе предлагается подход, синтезирующий преимущества теории нечетких множеств и адаптивных возможностей нейронных сетей. Нечеткая логика – это математический метод работы с неопределенностью и неоднозначностью, предложенный Л. Заде [Зад76], позволяющий формализовать и обрабатывать качественные, лингвистические описания ситуаций, характерные для человеческого мышления. Системы нечеткой логики обычно состоят из трех частей: фаззификации, нечеткого рассуждения и дефаззификации. Фаззификация преобразует входные переменные в нечеткие множества, нечеткое рассуждение выполняет логические операции в соответствии с predeterminedными нечеткими правилами, а дефаззификация преобразует нечеткие выходные данные в конкретные числовые значения. Нейронные сети, особенно нечеткие, обеспечивают способность к обучению, обобщению и адаптации, хорошо справляются с такими задачами, как распознавание образов, классификация и регрессия, и предоставляют мощный инструмент для решения сложных задач оптимизации [Гал24].

Цель работы – анализ и разработка архитектуры гибридной системы управления, способной к ситуационному анализу, классификации и выработке адаптивных управляющих воздействий на автономные движущиеся объекты (транспортные средства) в условиях непредсказуемой обстановки. Стратегия интеграции двух технологий заполняет пробел в исследованиях по управлению такими объектами с использованием множества интеллектуальных технологий в сложной неопределенной среде.

## ФОРМАЛИЗАЦИЯ ЗАДАЧИ СИТУАЦИОННОГО УПРАВЛЕНИЯ ТРАНСПОРТОМ

Авторы выдвигают следующую исследовательскую гипотезу: гибридная стратегия оптимизации, сочетающая нейронные сети и нечеткую логику, может эффективно обрабатывать сложную, нечеткую и неопределенную информацию при управлении автономным транспортным средством и демонстрирует лучшие результаты по сравнению с традиционными алгоритмами (жадные алгоритмы, генетические алгоритмы, алгоритмы оптимизации роя частиц и алгоритмы Дейкстры), использующими только один подход.

Предварительно рассмотрим базовые понятия «ситуация» и «событие» для формального описания процесса управления автономным движущимся объектом.

Ситуация  $S$  – совокупность всех явлений и условий (как внешних, так и внутренних), в которых происходит процесс управления, но которые сами не являются управляющими воздействиями. Например, ситуация включает дорожную обстановку, погодные условия, состояние других участников движения, а также технические параметры самого объекта (состояние тормозов, запас топлива).

Внешняя ситуация  $S_{\text{внеш}}$  порождается событиями вне системы управления (действия других водителей, сигналы светофора). Внутренняя ситуация  $S_{\text{внутр}}$  определяется событиями внутри системы, не относящимися напрямую к управлению (отказ датчика, перегрев двигателя).

Событие  $E$  – всякое изменение ситуации. События классифицируются на предсказуемые  $E_{\text{пр}}$  и непредсказуемые  $E_{\text{непр}}$ . О предсказуемых событиях достоверно известно время и место их наступления, например, остановка по расписанию, запрограммированный поворот и др. О непредсказуемых событиях, например, внезапном появлении пешехода, резком торможении впереди идущего автомобиля и др., представлена информация о том, что они вероятно могут произойти, но точное время, место и значение вероятности события остаются неизвестными.

Ситуация идентифицируется как предсказуемая, если все порождающие ее события предсказуемы. Если же существует хотя бы одно непредсказуемое событие, ситуация считается непредсказуемой.

Для эффективного управления необходимо структурировать множество всех возможных ситуаций. Здесь целесообразно провести иерархическую классификацию ситуаций в виде дерева, где обозначаются уровни детализации общей ситуации управления автономным транспортным средством.

На нулевом уровне располагают корень дерева, представляющий общую, текущую ситуацию управления. На первом уровне размещаются крупные классы ситуаций, а второй и последующие уровни содержат более детализированные подклассы, уточняющие условия внутри класса предыдущего верхнего уровня. Каждому классу ситуации  $K_i$  ставится в соответствие набор параметров ситуации  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ . Эти параметры могут быть как четкими, имеющими количественные значения (скорость, расстояние), так и нечеткими, лингвистическими («опасность высокая», «видимость плохая»).

Переход ситуации из одного класса в другой означает необходимость принципиального изменения стратегии управления. Изменения параметров внутри одного класса требуют лишь адаптивной корректировки управляющих воздействий. Пример иерархической (древовидной) классификации приведен на рис. 1.

Таким образом, постановка задачи управления автономным движущимся транспортным средством может формулироваться следующим образом: в каждый момент времени  $t$  на основе оценки текущей ситуации  $S(t)$ , характеризуемой вектором параметров  $x(t)$ , система должна сгенерировать управляющее воздействие  $\Psi(t)$ , обеспечивающее достижение целевого состояния (например, движение по заданному маршруту) с соблюдением критериев безопасности, эффективности и комфорта.



Рис. 1 Дерево параметров ситуаций при управлении автономным движущимся объектом

Общая формальная зависимость будет иметь вид:

$$\Psi(t) = F(x(t), t),$$

где  $F$  – оператор (стратегия) управления. Параметры стратегии  $F$  могут быть фиксированными, не зависящими ни от  $x$ , ни от  $t$  (базовые константы системы), либо переменными, зависящими только от времени  $t$  (заранее заданный профиль скорости), а также следящими, которые зависят от текущих параметров ситуации  $x(t)$  (адаптивное управление).

#### МЕТОДОЛОГИЯ РАЗРАБОТКИ ГИБРИДНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ТРАНСПОРТОМ

Для реализации описанного подхода предлагается интегрировать аппарат нечетких множеств и нейронные сети. Для представления знаний и лингвистических переменных предлагается использовать аппарат нечетких множеств, а для реализации адаптивного механизма принятия решений – нечеткие нейронные сети.

Рассмотрим реализацию первой части методологии в виде лингвистических переменных и нечетких ситуаций. Лингвистическая переменная характеризуется кортежем

$$\{\beta, T(\beta), U, G, M\},$$

где  $\beta$  – название переменной (например, «дистанция»);  $T(\beta)$  – терм-множество ее лингвистических значений {«очень малая», «малая», «безопасная», «большая»};  $U$  – универсальное множество (базовая числовая шкала, например, от 0 до 150 метров);  $G$  – синтаксическое правило для генерации названий значений;  $M$  – семантическое правило, ставящее в соответствие каждому лингвистическому значению нечеткое множество на  $U$ , заданное функцией принадлежности  $\mu(u)$ .

Нечеткая лингвистическая ситуация описывается как составной объект, агрегирующий несколько лингвистических переменных. Например, ситуация «автомобиль» может быть описана как

$$A = \{ \langle \text{вид} \rangle, \langle \text{размеры} \rangle, \langle \text{трансмиссия} \rangle, \langle \text{привод} \rangle, \langle \text{категория} \rangle, \langle \text{двигатель} \rangle, \langle \text{мощность} \rangle, \langle \text{назначение} \rangle \},$$

где каждое поле само может быть сложным объектом.

Для компактного представления и операций над такими объектами вводится формализм индексированных записей, позволяющий описывать иерархии и связи между параметрами.

Опишем модель нечеткого нейрона для ситуационного анализа и архитектуру нечеткой нейронной сети для управления автономным транспортным средством.

В основе предлагаемой нейронной сети лежит расширенная модель формального нейрона. Каждый входной и выходной сигнал нейрона описывается структурированным кортежем:

$$\text{signal} = \{A, B, C, W, F, R\},$$

где  $A$  – множество признаков сигнала, идентифицирующее тип информации (например, «данные с лидара», «скорость объекта»);  $B$  – множество значений уровней входных/выходных сигналов (нормированных, например, от 0 до 1);  $C = \{C_1, C_2\}$  – параметры для обработки периодических сигналов;  $C_1$  – параметры периодической последовательности (амплитуда, частота), позволяющие учитывать не только уровень, но и частоту поступления сигналов (например, частоту сканирования датчика);  $C_2$  – знак воздействия (возбуждающий/тормозящий);  $W$  – весовые коэффициенты для соответствующих входов;  $F$  – пороги срабатывания нейрона;  $R$  – функция активации (активизации), которая в общем случае является нечеткой.

В ходе функционирования нейрон проходит следующие этапы:

1. Анализ и сортировка. Декомпозиция входного кортежа, анализ кода признака  $A$ . Если признак не соответствует профилю нейрона, сигнал передается на выход без обработки (сквозная передача).

2. Обработка. Если признак идентифицирован, уровневые компоненты сигнала ( $B, C$ ) с учетом весов ( $W$ ) и знака ( $C_2$ ) суммируются.

3. Активация. Результат суммирования сравнивается с порогом ( $F$ ). При его превышении вычисляется выходное значение с помощью функции активации  $R$ , которая может учитывать степень принадлежности  $\mu$  к нечетким термам, частотные характеристики и уровень сигнала, при котором аннулируется текущее действие и принимается экстренное решение (например, при внезапном появлении человека на маршруте движения). При условии принадлежности сигнала к данному нейрону ( $r \in R$ ), функция может иметь, например, следующий вид:

$$Y_i = \max [\max (\mu_i(x_r)), k_j f_j r(t)],$$

где  $k_j$  – коэффициент, учитывающий частоту сигнала.

4. Формирование выхода. Выходной сигнал формируется как конкатенация признака  $A$  и вычисленного значения  $Y$ , сохраняя формат входного сигнала.

Такая модель позволяет нейрону обрабатывать как четкие числовые данные, так и нечеткие лингвистические оценки, а также учитывать временные характеристики сигналов.

Сеть строится как модульная, потенциально иерархическая структура, отражающая классификацию ситуаций, и состоит из следующих слоев (рис. 2):

- слой распознавания параметров (первый слой). Нейроны этого слоя настроены на первичную обработку сырых или предобработанных данных с датчиков. Они вычисляют степени принадлежности входных величин к лингвистическим термам, т. е. осуществляют фаззификацию;

- слой классификации ситуаций (промежуточные слои). Группы нейронов реализуют нечеткие правила вида «ЕСЛИ (набор условий по параметрам), ТО (ситуация относится к классу  $K_i$  с уверенностью  $\alpha$ )». Активация нейрона в этом слое соответствует уверенности системы в актуальности определенного класса ситуаций;

- слой принятия решений (высшие слои). Каждый нейрон (группа нейронов) связан с конкретным классом ситуации. При его активации он формирует нечеткое управляющее предписание на выходе (например, «увеличить тормозное усилие значительно», «начать плавное перестроение»);

- слой дефаззификации и согласования (выходной слой). Преобразует нечеткие лингвистические команды в четкие, параметризованные управляющие сигналы (значения ускорения, угла поворота руля), которые подаются на исполнительные механизмы.

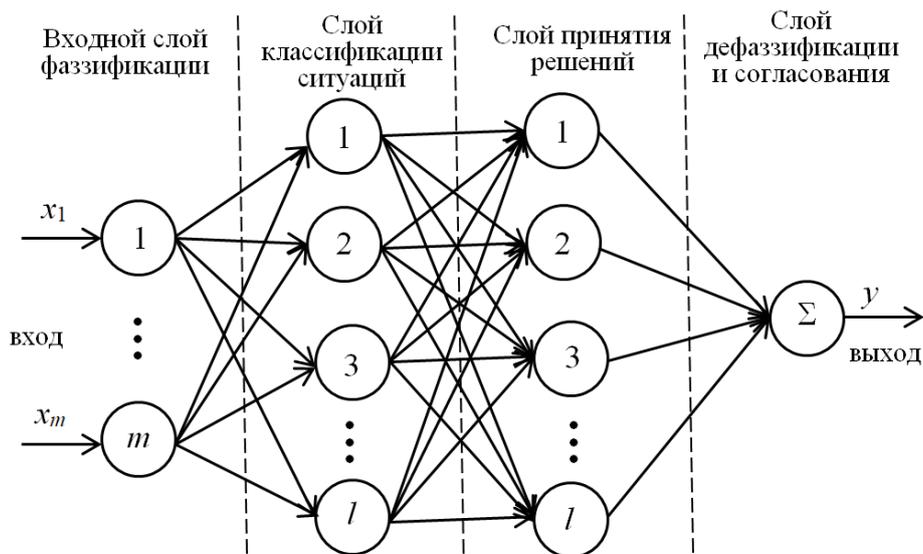


Рис. 2 Структура нечеткой нейронной сети

Обучение такой сети может проводиться гибридными методами: первоначальная настройка нечетких правил на основе экспертных знаний, последующая тонкая настройка весов и параметров функций принадлежности с помощью алгоритмов обратного распространения ошибки или генетических алгоритмов.

#### ПРАКТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ РЕАЛИЗАЦИИ И ОЖИДАЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Для проектирования гибридной интеллектуальной системы управления транспортным средством необходимо осуществить несколько шагов:

1. Анализ предметной области. Выявление и описание всех типовых и критических дорожных ситуаций, событий, параметров.

2. Разработка классификации. Построение иерархического дерева классов ситуаций, определение для каждого класса набора значимых параметров  $x$  и соответствующих управляющих решений  $\Psi$ .

3. Формирование базы нечетких правил. Создание набора продукционных правил для классификации ситуаций и выработки решений на основе экспертного опыта.

4. Проектирование архитектуры нечеткой нейронной сети. Определение количества слоев, нейронов в каждом слое, их типов и связей в соответствии с деревом классификации и базой правил.

5. Обучение и тестирование сети. Использование смоделированных и реальных данных для обучения и валидации работы системы.

6. Интеграция. Встраивание обученной нечеткой нейронной сети в контур управления реального или имитационного автономного транспортного объекта.

Внедрение гибридной интеллектуальной системы управления предоставляет значительные преимущества в виде адаптивности – способности подстраивать управление под изменения внутри класса ситуации, устойчивости к неопределенной среде, т.е. возможности работы с неточными, неполными и противоречивыми данными. Кроме того, в систему заложено преимущество в виде интерпретируемости – логики принятия решений, закодированной в нечетких правилах, которая более прозрачна для анализа и отладки по сравнению с «чёрным ящиком» глубоких нейросетей. Нейросетевой реализации системы присуща и возможность обучения, что позволяет улучшать свои показатели на основе накопленного опыта.

Однако при создании гибридной интеллектуальной системы управления транспортом следует учитывать и некоторые ограничения. Например, обработка структурированных кортежей и нечетких вычислений может требовать значительных ресурсов и сложных вычислений. Хотя

в этом случае авторы рекомендуют использовать параллельный ассоциативный процессор с базами данных [Кан17]. Качественный экспертный анализ для построения дерева ситуаций и правил является сложной задачей, поэтому формирование базы знаний представляет собой достаточно трудоемкий процесс. Еще одна проблема связана с обучением гибридной нечеткой нейронной сети – требуется разработка новых или адаптация специальных алгоритмов обучения.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье предложен комплексный подход к построению систем управления для автономных движущихся объектов, объединяющий формальный аппарат ситуационного анализа, теорию нечетких множеств для представления знаний и адаптивные возможности нейронных сетей. Ключевыми элементами подхода являются иерархическая классификация ситуаций, модель нечеткого нейрона для обработки лингвистических и временных данных и модульная архитектура нейронной сети, отображающая структуру предметной области. Данный подход направлен на создание интеллектуальных, гибких и объяснимых систем, способных функционировать в условиях, характерных для реального мира.

В перспективе дальнейшие исследования в этой области могли бы быть сконцентрированы на решении следующих задач:

- разработка эффективных алгоритмов обучения для предложенной модели нечеткой нейронной сети;
- создание и валидация детальных имитационных моделей различных дорожных сценариев для тестирования системы;
- исследование вопросов безопасности и надёжности, разработка подсистем мониторинга и прогнозирования отказов;
- аппаратная оптимизация алгоритмов для реализации системы на встраиваемых платформах с ограниченными вычислительными ресурсами;
- изучение возможностей интеграции предложенного подхода с другими методами (например, глубоким обучением для восприятия окружения) в рамках гибридных архитектур.

Работа вносит свой вклад в спектр исследований в области интеллектуального транспорта, подчеркивая актуальность сочетания нейронных сетей и нечеткой логики для решения задач в динамичных, неопределенных средах.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ | REFERENCES

- |         |   |   |
|---------|---|---|
| [Jin22] | Jin G. Y., Xi Z. X., et al. Deep multi-view graph-based network for citywide ride-hailing demand prediction // <i>Neurocomputing</i> . 2022. Vol. 510. Pp. 79–94. DOI: <a href="https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.09.010">10.1016/j.neucom.2022.09.010</a> . EDN: JWYWTY.   | Jin G. Y., Xi Z. X., et al. Deep multi-view graph-based network for citywide ride-hailing demand prediction // <i>Neurocomputing</i> . 2022. Vol. 510. Pp. 79–94. DOI: <a href="https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.09.010">10.1016/j.neucom.2022.09.010</a> . EDN: JWYWTY.   |
| [Kan20] | Kang L. Research on marine Port logistics transportation system based on ant colony algorithm // <i>J Coastal Res</i> . 2020. Vol. 64. P. 7. DOI: <a href="https://doi.org/10.2112/jcr-si115-000.1">10.2112/jcr-si115-000.1</a> . EDN: GPDMAC.  | Kang L. Research on marine Port logistics transportation system based on ant colony algorithm // <i>J Coastal Res</i> . 2020. Vol. 64. P. 7. DOI: <a href="https://doi.org/10.2112/jcr-si115-000.1">10.2112/jcr-si115-000.1</a> . EDN: GPDMAC.  |
| [Wan24] | Wang F. J., Bi J., Xie D. F., Zhao X. M. Quick taxi route assignment via real-time intersection state prediction with a spatial-temporal graph neural network // <i>Transp Res Part C-Emerging Technol</i> . 2024. Vol. 158. P. 24. DOI: <a href="https://doi.org/10.1016/j.trc.2023.104414">10.1016/j.trc.2023.104414</a> . EDN: LVBTRI. | Wang F. J., Bi J., Xie D. F., Zhao X. M. Quick taxi route assignment via real-time intersection state prediction with a spatial-temporal graph neural network // <i>Transp Res Part C-Emerging Technol</i> . 2024. Vol. 158. P. 24. DOI: <a href="https://doi.org/10.1016/j.trc.2023.104414">10.1016/j.trc.2023.104414</a> . EDN: LVBTRI. |
| [Wu21]  | Wu X. S., Fang J., et al. Multistep traffic speed prediction from spatial-temporal dependencies using graph neural networks // <i>J Transp Eng Part a-Systems</i> . 2021. Vol. 147. No. 12. P. 12. DOI: <a href="https://doi.org/10.1061/jtepbs.0000600">10.1061/jtepbs.0000600</a> . EDN: IYEYWJ.  | Wu X.S., Fang J., et al. Multistep traffic speed prediction from spatial-temporal dependencies using graph neural networks // <i>J Transp Eng Part a-Systems</i> . 2021. Vol. 147. No. 12. P. 12. DOI: <a href="https://doi.org/10.1061/jtepbs.0000600">10.1061/jtepbs.0000600</a> . EDN: IYEYWJ.   |
| [Xia24] | Xia Z. C., Zhang Y., Yang J. L., Xie L. B. Dynamic spatial-temporal graph convolutional recurrent networks for traffic flow forecasting // <i>Expert Syst Appl</i> . 2024. Vol. 240. P. 15. DOI: <a href="https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122381">10.1016/j.eswa.2023.122381</a> .  | Xia Z. C., Zhang Y., Yang J. L., Xie L. B. Dynamic spatial-temporal graph convolutional recurrent networks for traffic flow forecasting // <i>Expert Syst Appl</i> . 2024. Vol. 240. P. 15. DOI: <a href="https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122381">10.1016/j.eswa.2023.122381</a> .  |

- [Бол21] Болодурина И. П., Дусакаева С. Т. и др. Интеллектуализация процесса управления светофорным объектом в нечетких условиях // СИИТ. 2021. Т. 3, № 3(7). С. 59-64. DOI: [10.54708/26585014\\_2021\\_33759](https://doi.org/10.54708/26585014_2021_33759). EDN: HMJJGR. Bolodurina I. P., Dusakaeva S. T., et al. Intellectualization of the process of controlling a traffic light object in fuzzy conditions // SIIT. 2021. Vol. 3, No. 3(7). P. 59-64. (In Russian). DOI: [10.54708/26585014\\_2021\\_33759](https://doi.org/10.54708/26585014_2021_33759). EDN: HMJJGR.
- [Гал24] Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории. М.: Горячая линия-Телеком, 2024. 496 с. ISBN 978-5-9912-0082-0. Galushkin A. I. Neural networks: theoretical foundations. Moscow: Goryachaya Liniya-Telecom, 2024. 496 p. ISBN 978-5-9912-0082-0. (In Russian).
- [Зад76] Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. М.: Мир, 1976. 165 с. Zade L. The concept of a linguistic variable and its application to making approximate decisions. Moscow: Mir, 1976. 165 p. (In Russian).
- [Кан17] Канаев М. М., Ирзаев Г. Х. Аппаратная поддержка систем искусственного интеллекта в виде нечеткого регулятора на распределенной ассоциативной памяти // Интеллект. Инновации. Инвестиции. 2017. № 1. С. 54-57. EDN: YIALPL. Kanaev M.M., Irzaev G.Kh. Hardware support for artificial intelligence systems in the form of a fuzzy controller on distributed associative memory // Intelligence. Innovations. Investments. 2017. No. 1. P. 54-57. (In Russian). EDN: YIALPL.
- [Мир24] Миронов К. В. Transport-by-throwing - робототехнический способ перемещения предметов перебросом: обзор используемых методов // СИИТ. 2024. Т. 6, № 3(18). С. 3-48. DOI: [10.54708/2658-5014-SIIT-2024-no3-p3](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2024-no3-p3). EDN: FUUPEN. Mironov K. V. Transport-by-throwing - a robotic method of moving objects by throwing: a review of the methods used // SIIT. 2024. Vol. 6, No. 3(18). P. 3-48. (In Russian). DOI: [10.54708/2658-5014-SIIT-2024-no3-p3](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2024-no3-p3). EDN: FUUPEN.
- [Мир25] Миронов К. В. Transport-by-Throwing - робототехнический переброс предметов: алгоритм прогнозирования траектории // СИИТ. 2025. Т. 7, № 4(23). С. 3-28. DOI: [10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no4-p3](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no4-p3). EDN: TBEBLS. Mironov K. V. Transport-by-Throwing - robotic transfer of objects: trajectory prediction algorithm // SIIT. 2025. Vol. 7, No. 4(23). P. 3-28. (In Russian). DOI: [10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no4-p3](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no4-p3). EDN: TBEBLS.
- [Мор23] Морозов Е. А., Волосова А. В., Матюхина Е. Н. Реализация интеллектуального автоматического управления движением автомобильных потоков в городских зонах регулирования на основе применения нечетких моделей // Computational Nanotechnology. 2023. Т. 10. № 4. С. 39-45. DOI: [10.33693/2313-223X-2023-10-4-39-45](https://doi.org/10.33693/2313-223X-2023-10-4-39-45). EDN: FXSDTS. Morozov E. A., Volosova A. V., Matyukhina E. N. Implementation of intelligent automatic control of traffic flows in urban control zones based on the use of fuzzy models // Computational Nanotechnology. 2023. Vol. 10. No. 4. Pp. 39-45. (In Russian). DOI: [10.33693/2313-223X-2023-10-4-39-45](https://doi.org/10.33693/2313-223X-2023-10-4-39-45). EDN: FXSDTS.
- [Мун23] Муниров Э. Д., Борисова О. В. Использование нейронных сетей в современных системах управления беспилотными автомобилями // Научная территория: технологии и инновации: сб. матер. междунар. науч.-практ. конф. Тюмень, 2023. С. 215-217. Munirov E. D., Borisova O. V. Use of neural networks in modern control systems of unmanned vehicles // Scientific territory: technologies and innovations: collection of materials of the international scientific and practical conference. Tyumen, 2023. Pp. 215-217. (In Russian).
- [Ору24] Оруджева Г. Э. Моделирование выбора и проектирования мобильного промышленного робота для ГПС // СИИТ. 2024. Т. 6, № 4(19). С. 91-97. DOI: [10.54708/2658-5014-SIIT-2024-no4-p91](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2024-no4-p91). EDN: POUZVF. Orudzheva G. E. Modeling the selection and design of a mobile industrial robot for GPS // SIIT. 2024. Vol. 6, No. 4(19). P. 91-97. (In Russian). DOI: [10.54708/2658-5014-SIIT-2024-no4-p91](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2024-no4-p91). EDN: POUZVF.
- [Тра23] Трапезникова М. А., Чечина А. А., Чурбанова Н. Г. Моделирование движения автомобильного транспорта с использованием макро- и микроскопических моделей // Computational Mathematics and Information Technologies. 2023. Т. 7, № 2. С. 60-72. DOI: [10.23947/2587-8999-2023-7-2-60-72](https://doi.org/10.23947/2587-8999-2023-7-2-60-72). EDN: ICANQB. Trapeznikova M. A., Chechina A. A., Churbanova N. G. Modeling of road transport movement using macro- and microscopic models // Computational Mathematics and Information Technologies. 2023. Vol. 7. No. 2. Pp. 60-72. (In Russian). DOI: [10.23947/2587-8999-2023-7-2-60-72](https://doi.org/10.23947/2587-8999-2023-7-2-60-72). EDN: ICANQB.
- [Фат25] Фаттахов А. Р., Инсапов К. И., Миронов К. В. Регрессионная модель дифференцируемой оценки опасности столкновения мобильного робота с препятствием // СИИТ. 2025. Т. 8, № 1(25). С. 47-56. DOI: [10.54708/SIIT-2026-no1-p47](https://doi.org/10.54708/SIIT-2026-no1-p47). EDN: YQFBKT. Fattakhov A. R., Insapov K. I., Mironov K. V. Regression model of differentiable assessment of the danger of collision of a mobile robot with an obstacle // SIIT. 2025. Vol. 8, No. 1(25). P. 47-56. (In Russian). DOI: [10.54708/SIIT-2026-no1-p47](https://doi.org/10.54708/SIIT-2026-no1-p47). EDN: YQFBKT.
- [Цве12] Цветков В. Я., Розенберг И. Н. Интеллектуальные транспортные системы. Saarbrücken: LAP LAMBERT, 2012. 297 с. ISBN: 978-3-659-15742-4. EDN: RRECPJ. Tsvetkov V. Ya., Rosenberg I. N. Intelligent transport systems. Saarbrücken: LAP LAMBERT, 2012. 297 p. (In Russian). EDN: RRECPJ.
- [Цзи24] Цзи И., Уманская О. Л. Инновационные технологии обнаружения объектов в реальном времени для автомобилей без водителя на основе конволюционной нейронной сети // Human Progress. 2024. Т. 10, № 6. DOI: [10.46320/2073-4506-2024-6a-14](https://doi.org/10.46320/2073-4506-2024-6a-14). EDN: TGJJYZ. Ji Yilun, Umanskaya O. L. Innovative technologies for real-time object detection for driverless cars based on a convolutional neural network // Human Progress. 2024. Vol. 10, Issue 6. P. 11. (In Russian). DOI: [10.46320/2073-4506-2024-6a-14](https://doi.org/10.46320/2073-4506-2024-6a-14). EDN: TGJJYZ.

- [Шай25] Шаймарданов А. Ф., Сазонова Е. Ю., Сметанина О. Н. Построение маршрутов с учетом спрогнозированного риска дорожно-транспортных происшествий на основе исторических данных // СИИТ. 2025. Т. 7, № 5(24). С. 109-123. DOI [10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no5-p109](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no5-p109). EDN TRRSBA.
- [Япа25] Япаров Д. Д., Бессмертный С. В., Данилова Ю. Д. Разработка модели системы предотвращения лобового столкновения нейрореволюционным методом // Успехи кибернетики. 2025. № 6 (4). С. 134–139. EDN: [URMSVQ](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no5-p109).
- Shaimardanov A. F., Sazonova E. Yu., Smetanina O. N. Construction of routes taking into account the predicted risk of road accidents based on historical data // SIIT. 2025. Vol. 7, No. 5(24). P. 109-123. (In Russian). DOI [10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no5-p109](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no5-p109). EDN TRRSBA.
- Yaparov D. D., Bessmertny S. V., Danilova Yu. D. Development of a model of a frontal collision prevention system using a neuroevolutionary method // Advances in Cybern. 2025. No. 6 (4). P. 134–139. (In Russian). EDN: [URMSVQ](https://doi.org/10.54708/2658-5014-SIIT-2025-no5-p109).

#### ОБ АВТОРАХ | ABOUT THE AUTHORS

##### КАНАЕВ Магомедимин Муталимович

Дагестанский государственный технический университет.  
[magomedimin.kanaev@yandex.ru](mailto:magomedimin.kanaev@yandex.ru).

Канд. техн. наук (Таганрогск. радиотехн. ин-т, 1982), доцент. Иссл. в обл. ИИ и систем принятия решений.

##### ИРЗАЕВ Гамид Хайбулаевич

Дагестанский государственный технический университет.  
[irzaevgkh@dstu.ru](mailto:irzaevgkh@dstu.ru) ORCID: [0000-0001-5694-9504](https://orcid.org/0000-0001-5694-9504).

Канд. техн. наук (Моск. гос. авиац.-технол. ун-т, 1996), доцент. Иссл. в обл. радиоэл. средств и интернета вещей.

##### ЭСЕДОВА Гюльнара Султанмагомедовна

Дагестанский государственный технический университет.  
[guli\\_pochta@mail.ru](mailto:guli_pochta@mail.ru).

Канд. экон. наук (Дагестанск. гос. техн. ун-т, 2010). Иссл. в обл. информ. технологий и компьют. сетей.

##### KANAEV Magomedmin Mutalimovich

Dagestan State Technical University, Russia.  
[magomedimin.kanaev@yandex.ru](mailto:magomedimin.kanaev@yandex.ru).

Cand. Techn. Sci. (Taganrog Radiotechnical Inst., 1982), Assoc. Prof. Research in the field of AI and decisions making systems.

##### IRZAEV Gamid Khaibulaevich

Dagestan State Technical University, Russia.  
[irzaevgkh@dstu.ru](mailto:irzaevgkh@dstu.ru) ORCID: [0000-0001-5694-9504](https://orcid.org/0000-0001-5694-9504).

Cand. Techn. Sci. (Moscow State Aviat. Technol. Uni., 1996), Assoc. Prof. Research: radio-electronic equipment and IoT.

##### ESEDOVA Gulnara Sultanmagomedovna

Dagestan State Technical University, Russia.  
[guli\\_pochta@mail.ru](mailto:guli_pochta@mail.ru).

Cand. Econ. Sci. (Dagestan State Techn. Uni., 2010), Research: information technology and computer networks.

#### МЕТАДААННЫЕ | METADATA

**Заглавие:** Модель построения гибридной интеллектуальной системы управления автономным транспортным средством в условиях непредсказуемой обстановки.

**Авторы:** Канаев М. М., Ирзаев Г. Х., Эседова Г. С.

**Аннотация:** Рассматривается проблема разработки систем управления для автономных транспортных средств, функционирующих в условиях неопределенности и динамически изменяющейся среды. Предлагается подход, основанный на интеграции аппарата нечетких множеств и нечетких нейронных сетей. Вводится формализация понятий ситуации, события и их классификации. Представлена модель нечеткого нейрона, расширенная для обработки лингвистических переменных и частотных характеристик сигналов. Описана архитектура иерархической нейронной сети, способной к ситуационному управлению и адаптации. Обсуждаются практические аспекты реализации системы и направления дальнейших исследований.

**Ключевые слова:** Автономное транспортное средство; система управления; нечеткие множества; нейронные сети; ситуационное управление; лингвистические переменные; адаптация.

**Язык:** Русский.

Статья поступила в редакцию 9 февраля 2026 г.

**Title:** A model for constructing a hybrid intelligent control system for an autonomous vehicle in an unpredictable environment.

**Authors:** Kanaev M. M., Irzaev G. Kh., Esedova G. S.

**Abstract:** This paper examines the development of control systems for autonomous vehicles operating in uncertain and dynamically changing environments. An approach based on the integration of fuzzy sets and fuzzy neural networks is proposed. A formalization of the concepts of situation, event, and their classification is introduced. A fuzzy neuron model is presented, extended to handle linguistic variables and signal frequency characteristics. The architecture of a hierarchical neural network capable of situational control and adaptation is described. Practical aspects of system implementation and future research directions are discussed.

**Key words:** Autonomous vehicle; control system; fuzzy sets; neural networks; situational control; linguistic variables; adaptation.

**Language:** Russian.

The editors received the article on 9 February 2026.