

Ф.М. Цеева, Н.Е. Арабов, А.М. Бозиева, З.В. Шомахов

ЭМУЛЯЦИЯ СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ НА ОСНОВЕ ВИРТУАЛЬНЫХ ИК- И УЛЬТРАЗВУКОВЫХ ДАТЧИКОВ ДЛЯ НАВИГАЦИИ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

Актуальность исследования обусловлена растущей потребностью в безопасной валидации навигационных алгоритмов автономных мобильных роботов, функционирующих в загромождённых и динамически изменяющихся средах, где использование физического оборудования сопряжено с риском повреждений и высокими затратами. Цель работы – разработка строгой методологии программной эмуляции системы технического зрения на основе комплементарных виртуальных инфракрасных и ультразвуковых датчиков. Для достижения цели решены следующие задачи: формализация кинематической модели дифференциального привода с вектором состояния $[x, y, \theta]^T$; математическое описание нелинейной триангуляции ИК-датчиков и физики распространения ультразвука методом времени пролёта $d=c \cdot t/2$; интеграция аддитивных гауссовых шумов с параметрами $\sigma_{us}=0,005$ м, $\sigma_{ir}=0,002$ м; реализация слияния разнородных данных через UKF. В качестве навигационных контроллеров применены метод искусственных потенциальных полей с притягивающими и отталкивающими компонентами и нечёткие логические контроллеры. Экспериментальная проверка в Python-среде моделирования лабиринта со статическими препятствиями продемонстрировала среднюю ошибку позиционирования 0,2 м в сферических конфигурациях и точность обнаружения препятствий 89,61%. Новизна предложенного подхода заключается в обеспечении детерминированной связи между теоретическим планированием траектории и физической реализацией за счёт синергетического использования оптических и акустических сенсорных модальностей. Практическая значимость работы состоит в существенном сокращении времени разработки и тестирования интеллектуальных робототехнических систем благодаря возможности предварительной отладки алгоритмов восприятия, слияния данных и навигации в контролируемых эмуляционных условиях без привлечения дорогостоящего аппаратного обеспечения.

Мобильный робот; система технического зрения; инфракрасные датчики; ультразвуковые датчики; эмуляция датчиков; слияние данных; искусственные потенциальные поля; фильтр Калмана; время пролёта; локальная навигация.

F.M. Tseeva, N.E. Arabov, A.M. Bozieva, Z.V. Shomakhov

EMULATION OF A TECHNICAL VISION SYSTEM BASED ON VIRTUAL IR AND ULTRASONIC SENSORS FOR MOBILE ROBOT NAVIGATION

The relevance of this research is driven by the growing need for safe validation of navigation algorithms for autonomous mobile robots operating in cluttered and dynamically changing environments, where the use of physical equipment entails risks of damage and high costs. The aim of the work is to develop a rigorous methodology for software emulation of a technical vision system based on complementary virtual infrared and ultrasonic sensors. To achieve this aim, the following tasks were solved: formalization of the kinematic model of a differential drive with a state vector $[x, y, \theta]^T$; mathematical description of nonlinear triangulation for IR sensors and the physics of ultrasound propagation using the time-of-flight method $d = c \cdot t/2$; integration of additive Gaussian noises with parameters $\sigma_{us} = 0.005$ m, $\sigma_{ir} = 0.002$ m; implementation of heterogeneous data fusion using an Unscented Kalman Filter. The navigation controllers employed were the artificial potential field method with attractive and repulsive components, and fuzzy logic controllers. Experimental validation in a Python simulation environment of a maze with static obstacles demonstrated an average positioning error of 0.2 m in spherical configurations and an obstacle detection accuracy of 89.61%. The novelty of the proposed approach lies in providing a deterministic link between theoretical trajectory planning and physical implementation through the synergistic use of optical and acoustic sensory modalities. The practical significance of the work consists in a substantial reduction in the development and testing time for intelligent robotic systems, owing to the possibility of preliminary debugging of perception, data fusion, and navigation algorithms in controlled emulation conditions without the need for expensive hardware.

Mobile robot; technical vision system; infrared sensors; ultrasonic sensors; sensor emulation; data fusion; artificial potential fields; Unscented Kalman Filter; Time-of-Flight; local navigation.

Введение. Растущая потребность в автономных робототехнических системах для задач ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций, патрулирования и промышленной логистики требует навигационных решений, способных безопасно функционировать в загромождённых и динамически изменяющихся средах. Система технического зрения (СТЗ) выступает в качестве перцептивного ядра мобильного робота, формируя структурированное представление окружающего пространства. В современной робототехнике этап эмуляции является ключевым для валидации алгоритмов восприятия и навигации в контролируемых условиях [1–4]. В данной работе используются комплементарные оптические и акустические сенсорные модальности, обеспечивающие плавную и безопасную навигацию между начальной и целевой точками при минимизации длины траектории и сохранении высокой надежности обхода препятствий.

Физические принципы инфракрасных и ультразвуковых датчиков. Методы навигации мобильных роботов традиционно подразделяются на глобальные и локальные. Глобальная навигация предполагает наличие априорной информации об окружающей среде и использует детерминированные алгоритмы, такие как Дейкстры или A^* . В отличие от этого, локальная навигация опирается на данные датчиков в реальном времени – в частности, инфракрасных и ультразвуковых – для постоянной корректировки движения робота и обхода непредвиденных препятствий. В последние годы была предложена концепция одновременной калибровки и навигации (SCAN), концептуально близкая к SLAM, но ориентированная на онлайн-калибровку ультразвуковых локальных систем позиционирования (ULPS) в процессе движения робота. Такой подход отражает общую тенденцию превращения недорогих сенсорных массивов в полноценные компоненты СТЗ за счет методов сенсорного слияния и фильтрации, таких как расширенный фильтр Калмана (EKF) [1, 5, 6]. На рис. 1 показана классификация методов навигации.

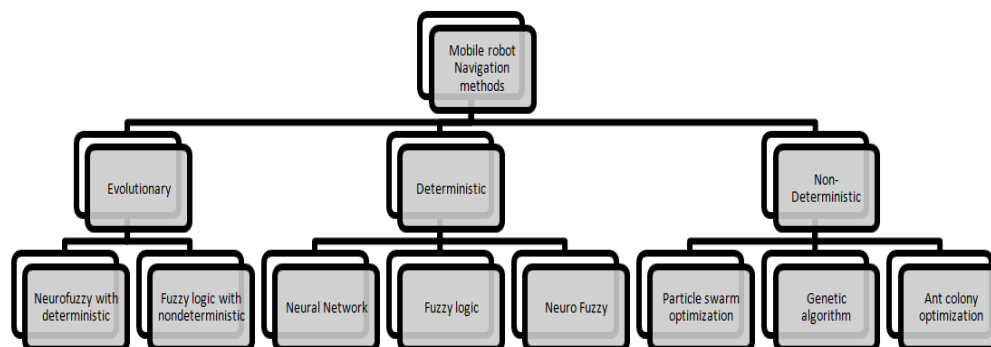


Рис. 1. Классификация методов навигации и планирования траектории мобильных роботов [7]

Ультразвуковые датчики функционируют на основе принципа измерения времени пролета (ToF), определяя интервал между излучением высокочастотного акустического импульса (обычно 40–42 кГц) и приёмом отражённого сигнала. Для высокоточной эмуляции необходимо учитывать, как сферический случай, при котором измеряются абсолютные расстояния, так и гиперболический случай, основанный на разностях расстояний до нескольких маяков [8]. Инфракрасные датчики, в свою очередь, обеспечивают высокочастотные измерения близости, однако характеризуются выраженной нелинейной зависимостью между напряжением и расстоянием. Корректная эмуляция также должна учитывать геометрию размещения датчиков, например квадратные конфигурации маяков с известной диагональю, обеспечивающие пространственную избыточность, необходимую для навигации.

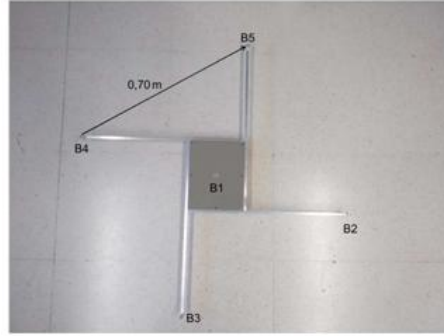


Рис. 2. Геометрия и расположение преобразователей ультразвукового узла позиционирования [9]

Математическая модель системы. В формализованной математической модели мобильного робота и виртуальных инфракрасных и ультразвуковых датчиков используются общепринятые кинематические модели мобильной робототехники и стандартные физические принципы работы сенсоров [1, 9, 10].

Для эмуляции системы технического зрения положение робота ξ_I должно быть определено в глобальной системе координат. Согласно модели дифференциального привода [11, 12]. Положение робота в глобальной системе координат описывается вектором состояния:

$$\xi_I = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где x, y – координаты центра робота, θ – угол ориентации относительно оси X .

Кинематическая модель дифференциального привода. Матрица поворота [11]:

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

Прямая кинематическая модель определяет скорость в глобальной системе координат:

$$\dot{\xi} = R(\theta)^{-1} \begin{bmatrix} \frac{r\phi_1}{2} + \frac{r\phi_2}{2} \\ 0 \\ \frac{r\phi_1}{2l} - \frac{r\phi_2}{2l} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

где r – радиус колеса, $2l$ – расстояние между колесами, ϕ_1 и ϕ_2 – угловые скорости колес.

Модель ультразвукового датчика. Расстояние определяется как:

$$d = \frac{c \cdot t}{2}. \quad (4)$$

где c – скорость звука, t – время пролета сигнала.

Модель измерения:

$$z_{us} = d_{true} + w_{us}, \quad (5)$$

где d_{true} – истинное расстояние до объекта, w_{us} – случайная погрешность.

Шум принимается нормально распределенным:

$$w_{us} \sim N(0, \sigma_{us}^2). \quad (6)$$

Такая стохастическая модель используется в задачах навигации мобильных роботов [11].

Абсолютная температура среды:

$$c = \sqrt{\gamma RT}. \quad (7)$$

Модель инфракрасного датчика. Инфракрасный датчик ближнего действия реализует принцип оптической триангуляции [11].

Геометрическая зависимость расстояния:

$$D = \frac{fL}{x}, \quad (8)$$

где f – фокусное расстояние, L – база между излучателем и приемником, x – координата светового пятна на фоточувствительном элементе.

С учетом погрешности измерение описывается как:

$$z_{ir} = D + w_{ir}, \quad (9)$$

где

$$w_{ir} \sim N(0, \sigma_{ir}^2).$$

Геометрическая модель расстояния. Пусть положение робота равно (x, y) , а препятствие описывается множеством точек Ω .

Истинное расстояние до препятствия вдоль направления излучения:

$$d_{true} = \min_{p \in \Omega} \|p - p_s\|, \quad (10)$$

где p_s – положение сенсора в глобальной системе координат.

Норма определяется как евклидова:

$$\|p - p_s\| = \sqrt{(x_p - x_s)^2 + (y_p - y_s)^2}. \quad (11)$$

Система уравнений позиционирования. Эмуляция позиционирования на основе маяков требует решения гиперболической системы нелинейных уравнений для n виртуальных маяков $B_i(x_i, y_i)$ [7]. Для представления двумерного положения и ориентации используется вектор состояния:

$$\hat{X}_{G,k} = [\hat{x}_{G,k} \quad \hat{y}_{G,k} \quad \hat{\theta}_{G,k}]^T. \quad (12)$$

Оценённое расстояние $\hat{d}$ между роботом и маяком i в виртуальной среде вычисляется по формуле:

$$\hat{d}_{P_{G,0}, B_{G,m,i}} = \sqrt{(\hat{x}_{G,0} - \hat{x}_{B,m,i})^2 + (\hat{y}_{G,0} - \hat{y}_{B,m,i})^2 + (z_{G,0} - \hat{z}_{B,m,i})^2} \quad (13)$$

Для высокоточной эмуляции необходимо задать следующие эвристические стандартные отклонения шума виртуальных датчиков:

- ◆ Приращение расстояния одометра: $\sigma \Delta d_{odo} = 0.03$ м.
- ◆ Приращение угла одометра: $\sigma \Delta \theta_{odo} = 0.02$ рад.
- ◆ Измерение ультразвуком: $\sigma_v = 0.005$ м.

При наличии нескольких измерений формируется система нелинейных уравнений:

$$(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 = d_i^2. \quad (14)$$

где (x_i, y_i) – координаты опорных точек, d_i – измеренные расстояния.

Вектор невязки:

$$f(\xi) = \begin{bmatrix} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 - d_1^2 \\ \vdots \\ (x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 - d_n^2 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

Оценка состояния может выполняться итерационным методом Гаусса–Ньютона:

$$\xi_{k+1} = \xi_k - (J^T J)^{-1} J^T f(\xi_k). \quad (16)$$

Полная модель включает кинематическую модель движения, геометрическую модель сцены, модели измерений ультразвуковых и инфракрасных датчиков и стохастическое описание погрешностей.

Эмуляция виртуальных датчиков основывается на математическом представлении наблюдений $Z_{T,o,k}$. Для ультразвуковых датчиков расстояние между роботом и виртуальными маяками вычисляется путём решения нелинейной системы уравнений методом Гаусса–Ньютона. Для обеспечения реалистичности в модель вводятся шумы, обычно описываемые как белый гауссов шум с нулевым средним и стандартными отклонениями по-

рядка $\sigma_{odo}=0,03$ м для одометрии и $\sigma_{us}=0,005$ м для ультразвуковых измерений. Эти параметры воспроизводят неопределенность, присущую физическим датчикам, и имеют критическое значение при тестировании навигационных алгоритмов мягких вычислений.

Для обеспечения физической достоверности вводится аддитивный белый гауссов шум (AWGN):

$$z_{us} = D_{true} + N(0, \sigma_{us}^2), \quad (17)$$

где $\sigma_{us}=0,005$ м; $\sigma_{odo}=0,03$ м [5].

СТЗ, основанная на инфракрасных и ультразвуковых датчиках, не ограничивается выдачей отдельных значений расстояний, а формирует более сложные представления окружающей среды, такие как карты достоверности или гистограммы векторного поля (VFH). Путём слияния данных от нескольких инфракрасных датчиков и ультразвуковых маяков создаётся вероятностная модель среды. В условиях эмуляции такое слияние обычно реализуется с использованием несмещённого сигма-точечного фильтра Калмана (UKF), которые обладают большей устойчивостью по сравнению с EKF при наличии нелинейностей и гауссовских шумов, характерных для сложных внутренних помещений.

Слияние датчиков для обновления системы технического зрения (TVS) описывается дискретными уравнениями процесса и измерения:

$$X_{T,k} = f(X_{T,k-1}, \Delta d_{odo,k}, \Delta \theta_{odo,k}) + W_T. \quad (18)$$

$$Z_{T,o,k} = h(X_{T,k}) + V_{T,o,k}.$$

При использовании UKF сигма-точки вычисляются как:

$$\chi_{T,(n),k,j} = \hat{X}_{T,(n),k-1} + \left(\sqrt{(L + \lambda) P_{T,(n),ka}^a} \right)_j. \quad (19)$$

Дополнительно система технического зрения может обрабатывать эмулированные данные ИК-датчиков через нейронную сеть. Согласно [13, 14], вход навигационной системы представляет собой матрицу размером 256×36 [1, 5, 15].

Выходные данные эмулированной СТЗ напрямую используются навигационными контроллерами робота. Наиболее распространёнными методами интеграции являются:

1. Метод искусственных потенциальных полей (APF): робот притягивается к целевой точке и одновременно отталкивается от препятствий, обнаруженных виртуальными датчиками.

Полная потенциальная функция:

$$U(q) = U_{att}(q) + U_{rep}(q). \quad (20)$$

Притягивающая сила:

$$F_{att}(q) = -\nabla U_{att} = k_{att}(q - q_{goal}). \quad (21)$$

Отталкивающая сила:

$$F_{rep}(q) = -\nabla U_{rep}(q) = \begin{cases} k_{rep} \left(\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho^2(q)} \frac{q - q_{obs}}{\rho(q)}, & \text{если } \rho(q) \leq \rho_0 \\ 0, & \text{если } \rho(q) > \rho_0 \end{cases}. \quad (22)$$

2. Нечеткие логические контроллеры: измерения датчиков преобразуются в лингвистические переменные (например, «Близко», «Далеко»), что позволяет реализовать человекоподобную логику принятия решений при обходе препятствий и следовании вдоль контуров.

Для корректировки курса робота на основе эмулированных данных маяков вычисляется фазовая разность $\Delta\phi = \phi_1 - \phi_2$. Она используется контроллером для обновления ориентации: $\theta_{new} = \theta_{old} + \Delta\theta$ [16].

Для реактивного обхода препятствий система технического зрения формирует отталкивающее потенциальное поле:

$$U_{rep}(q) = \frac{1}{2} k_{rep} \left(\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 \quad (23)$$

при условии $\rho(q) \leq \rho_0$ – расстояние до препятствия, измеренное эмулированными датчиками [11].

Сравнительные исследования показывают, что нечеткие контроллеры, как правило, обладают большей устойчивостью к шумам и неопределенности по сравнению с детерминированными методами [1–4].

Эмуляция позволяет безопасно исследовать классические проблемы локальных минимумов, при которых силы притяжения и отталкивания взаимно компенсируются, приводя к остановке робота. Вместе с тем основным ограничением является вычислительная сложность. С увеличением числа эмулируемых лучей, частиц или нейронных элементов производительность моделирования в реальном времени может снижаться. Сравнительный анализ, представленный в литературе, показывает, что нейросетевые методы обеспечивают высокую точность, однако требуют значительно больших вычислительных ресурсов по сравнению с системами на основе нечеткой логики [1, 3].

Эмуляция СТЗ широко используется для предварительной калибровки сервисных роботов перед их эксплуатацией. Применение методов обратной траектории, при которых движение робота воспроизводится в обратном направлении на основе сохранённых измерений, позволяет выполнять оффлайн-уточнение параметров датчиков и положений маяков. Подобные подходы широко применяются в образовательных симуляторах (например, платформы Pioneer-3DX) для обучения принципам сенсорной навигации без необходимости использования физического оборудования [1, 5].

Программная реализация и экспериментальные результаты. Для проверки предложенных математических моделей системы технического зрения (TVS) была разработана программная среда моделирования на языке Python. Среда моделирования воспроизводит сложный внутренний лабиринт со статическими препятствиями, где мобильный робот с дифференциальным приводом должен перемещаться от начального положения к целевой точке, используя только виртуальные датчики.

Эмуляция реализована внутри класса RobotTechnicalVision, который управляет внутренним состоянием робота $x_I = [x, y, \theta]$. Программная реализация строго соответствует кинематическим и физическим моделям, определённым в предыдущих разделах:

1. Кинематическое интегрирование: Метод move реализует прямую кинематику платформы с дифференциальным приводом. Используется дискретная интеграция Эйлера с шагом 0.15 секунды для обновления глобальных координат и ориентации робота.

2. Рейкаст-восприятие: Метод sense моделирует физический процесс восприятия. Он вычисляет пересечение виртуальных лучей с границами среды и стенами лабиринта. Для повышения физической достоверности в измерения добавляется аддитивный белый гауссов шум с использованием функции `pr.random.normal(0, σ)`. При этом стандартные отклонения составляют: σ для ультразвуковых датчиков равен 0.01 метра, σ для инфракрасных датчиков равен 0.002 метра.

3. Комплементарные сенсорные модальности: ультразвуковая система состоит из трёх датчиков дальнего действия с рабочей дальностью 4.5 метра. Датчики ориентированы под углами плюс тридцать градусов, минус тридцать градусов и ноль градусов относительно продольной оси робота.

Инфракрасная система состоит из четырёх датчиков ближнего действия с дальностью 1.0 метр, ориентированных через девяносто градусов: под углами ноль, девяносто, сто восемьдесят и двести семьдесят градусов.

Навигационный контроллер реализован как реактивная система градиентного спуска. Полный вектор силы F_{total} является суммой нескольких компонентов.

Коэффициент K_{ATT} формирует вектор притяжения к целевой позиции. Вектор нормируется для поддержания постоянной линейной скорости движения.

Коэффициент K_{REP} вычисляется по формуле искусственных потенциальных полей. Для датчиков обоих типов отталкивающая сила активируется, когда препятствие попадает в зону влияния радиуса ρ_0 . Используется зависимость, аналогичная закону обратных квадратов:

$$F_{rep} \text{ пропорциональна } \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{\rho_0} \right) \text{ умноженное на } \frac{1}{d^2},$$

где d – расстояние до препятствия.

Для предотвращения застревания в локальных минимумах, что является типичным ограничением классического метода APF, реализованы дополнительные стратегии:

- ♦ Тангенциальный поток K_{TAN} для инфракрасных датчиков, позволяющий двигаться вдоль поверхностей стен.
- ♦ Логика движения в сторону свободного пространства для ультразвуковых датчиков, которая отдаёт предпочтение открытым проходам.

Интеграция различных сенсорных модальностей в рамках системы технического зрения (СТЗ) требует разработки надежной архитектуры слияния данных, способной эффективно обрабатывать нелинейные сигналы и неопределенности внешней среды. В то время как традиционные фильтры (например, Калмана или частиц) обеспечивают надежную оценку состояния, использование искусственных нейронных сетей (ИНС) позволяет достичь превосходной генерализации при классификации сложных препятствий и принятии реактивных навигационных решений.

Как показано на рис. 3, обобщенная архитектура слияния данных предполагает параллельный сбор информации от нескольких виртуальных сенсоров (в нашем случае – массивов ИК и УЗ датчиков) с последующим этапом нормализации. Полученные сигналы подаются на вход нейросетевого уровня для формирования консолидированной оценки состояния или прямой навигационной команды. Данный структурный подход полностью соответствует методологии, предложенной в работе [17], где многослойный перцептрон (MLP) используется для обработки матрицы сенсорных данных размерностью 256×36 . Применение такой иерархической модели позволяет эмулируемой СТЗ перейти от анализа «сырых» дистанций к высокоуровневому пространственному восприятию, обеспечивая точность обнаружения объектов на уровне 89,61% в условиях загроможденного пространства [13, 17, 18]

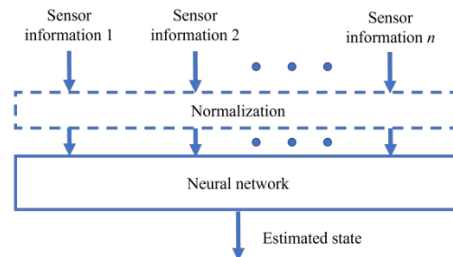


Рис. 3. Общая архитектура системы слияния данных на основе нейронной сети для оценки состояния автономного мобильного робота

Высокоуровневый контроллер преобразует результирующий вектор силы в угловые скорости колёс робота.

Целевое направление вычисляется как $\theta_{target} = \arctangent$ двух аргументов (F_y , F_x), то есть функция $\text{atan2}(F_y, F_x)$.

Угловая скорость ω регулируется пропорциональным регулятором для минимизации ошибки ориентации между текущим и целевым направлением движения.

Визуализация процесса работы выполняется с использованием библиотеки `matplotlib.animation`. Система обеспечивает детерминированное отображение движения робота в среде моделирования.

Голубые лучи отображают поле ультразвуковой навигации, а красные лучи отображают инфракрасный защитный буфер, используемый для предотвращения столкновений и локального планирования маршрута.

Визуализация в реальном времени реализована с использованием фреймворка `matplotlib.animation`, обеспечивая детерминированное отображение работы TVS. Голубые лучи обозначают поле ультразвуковой навигации, а красные лучи – инфракрасный защитный буфер (Рис.4) [7, 9 19, 20].

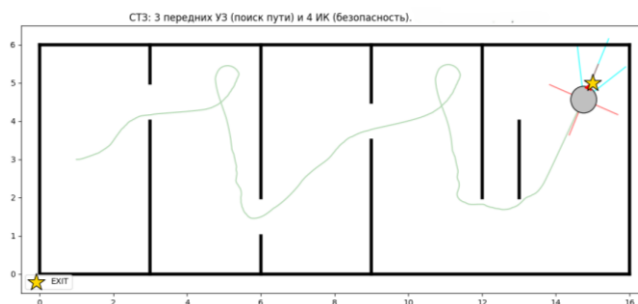


Рис. 4. Эмуляция движения мобильного робота в лабиринте.
Траектория движения отображается как линия движения

Заключение. Результаты работы подтверждают, что эмуляция системы технического зрения на основе инфракрасных и ультразвуковых датчиков формирует надёжную основу для исследований навигации мобильных роботов. Соблюдение физических моделей измерения времени пролёта и триангуляции в сочетании с фильтрами типа UKF позволяет достигать средних ошибок позиционирования порядка 0,2 м в сферических конфигурациях. Интеграция эмулированных сенсоров с методами мягких вычислений (нечеткая логика и нейронные сети) представляет собой наиболее эффективный путь к созданию автономных интеллектуальных робототехнических систем, способных функционировать в сложных реальных средах.

Модель эмуляции демонстрирует, что объединение виртуальных датчиков расстояния позволяет достичь точности обнаружения препятствий 89.61% в моделируемых сценариях, что подтверждается результатами [17] и эмуляции, проведенной в нашей работе.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Faizah W., Rahiman W., Alhady S. A comprehensive study for robot navigation techniques, *Cogent Engineering*, 2019, Vol. 6, pp. 1-25.
2. Imrane M.L., Melingui A., et al. Artificial potential field neuro-fuzzy controller for autonomous navigation of mobile robots, *Proceedings of the 2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2025 (in print).
3. Neto W.A., et al. Experimental evaluation of data fusion techniques and adaptive control for mobile robot localization, *2025 26th International Carpathian Control Conference (ICCC): Proceedings, Starý Smokovec, High Tatras, Slovakia, 2025*, pp. 1-6.
4. Hu L., Wei C., Yin L. Fuzzy A* quantum multi-stage Q-learning artificial potential field for path planning of mobile robots, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, Vol. 141, Art. 109866.
5. Gualda D., Ureña J., Garcia Garcia J.C., et al. Simultaneous calibration and navigation (SCAN) of multiple ultrasonic local positioning systems, *Information Fusion*, 2018, Vol. 45, pp. 58-70.
6. Lee S., Song J. Global map building and navigation of mobile robot based on ultrasonic and IR sensor data fusion, *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 2007, Vol. 13, No. 10, pp. 978-984.
7. Sakai A., Ingram D., Dinius J., et al. PythonRobotics: a Python code collection of robotics algorithms, *arXiv preprint arXiv:1808.10703*, 2018.
8. Xie Y., et al. A review of sensing technologies for indoor autonomous mobile robots, *Sensors*, 2025, Vol. 25, No. 3, Art. 789.
9. Hunter J.D. Matplotlib: a 2D graphics environment, *Computing in Science & Engineering*, 2007, Vol. 9, No. 3, pp. 90-95.
10. Zheng X., et al. GRS: generating robotic simulation tasks from real-world images, *arXiv preprint arXiv:2410.15536*, 2024. Available at: <https://arxiv.org/abs/2410.15536> (accessed 17 September 2025).
11. Siegwart R. Nourbakhsh I. Introduction to autonomous mobile robots. Cambridge: MIT Press, 2004, 458 p.
12. Siegwart R., Nourbakhsh I.R., Scaramuzza D. Introduction to autonomous mobile robots. 2nd ed. Cambridge: MIT Press, 2011, 472 p.
13. Liu Y., Wang S., Xie Y., Xiang T., Wu M. A review of sensing technologies for indoor autonomous mobile robots, *Sensors*, 2024, Vol. 24, No. 4, Art. 1222.

14. Xiao S. Using unscented Kalman filter to improve accuracy of estimation and comparison with extended Kalman filter, *AIP Conference Proceedings*, 2024, Vol. 3144, No. 1, Art. 050001.
15. Kuti J., Galambos P. Decreasing the computational demand of unscented Kalman filter based methods, *Proceedings of the 2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2025 (in print).
16. Gueaieb W., Miah M.S. An intelligent mobile robot navigation technique using RFID technology, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2008, Vol. 57, No. 9, pp. 1908-1917.
17. Crnokić B., Grubišić M. Fusion of infrared sensors and camera for mobile robot navigation system: simulation scenario, *XIII International Scientific Conference MMA 2018 – Flexible Technologies : Proceedings*, Novi Sad, Serbia, September 28–29, 2018. Novi Sad, 2018.
18. Rodríguez-Martínez E., Flores-Fuentes W., Achakir F., Sergiyenko O., Murrieta-Rico F. Vision-based navigation and perception for autonomous robots: sensors, SLAM, control strategies, and cross-domain applications—a review, *Eng.*, 2025, Vol. 6, No. 7, Art. 153.
19. Harris C.R., Millman K.J., van der Walt S.J., et al. Array programming with NumPy, *Nature*, 2020, Vol. 585, pp. 357-362.
20. Corke P. *Robotics, Vision & Control: Fundamental Algorithms in Python*. 3rd ed. Cham: Springer, 2023, 558 p.

Цеева Фатимат Мухамедовна – Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х.М. Бербекова; e-mail: mfmkbsu@mail.ru; г. Нальчик, Россия; тел.: 88662422560; к.ф.-м.н.; доцент.

Арабов Нургали Евгеньевич – Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х.М. Бербекова; e-mail: mirkbsu@mail.ru; г. Нальчик, Россия; тел.: 88662422560; ассистент.

Бозиева Асият Мухтаровна – Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х.М. Бербекова; e-mail: mirkbsu@mail.ru; г. Нальчик, Россия; тел.: 88662422560; старший преподаватель.

Шомахов Замир Валериевич – Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х.М. Бербекова; e-mail: mfmkbsu@mail.ru; Российская федерация, г. Нальчик, Россия; тел.: 88662422560; к.ф.-м.н.; доцент.

Tseeva Fatimat Mukhammedovna – Kabardino-Balkarian State University named after H.M. Berbekov; e-mail: mfmkbsu@mail.ru; Nalchik, Russia; phone: +78662422560; cand. of phys. and math. sc.; associate professor.

Arabov Nurgali Evgenievich – Kabardino-Balkarian State University named after H.M. Berbekov; e-mail: mirkbsu@mail.ru; Nalchik, Russia; phone: +78662422560; assistant.

Bozieva Asiyat Mukhtarovna – Kabardino-Balkarian State University named after H.M. Berbekov; e-mail: mirkbsu@mail.ru; Nalchik, Russia; phone: +78662422560; senior lecturer.

Shomakhov Zamir Valerievich – Kabardino-Balkarian State University named after H.M. Berbekov; e-mail: mfmkbsu@mail.ru; Nalchik, Russia; phone: +78662422560; cand. of phys. and math. sc.; associate professor.