

Управление робототехническим комплексом в стохастической неопределенной динамической среде с использованием аппарата сетей Петри

Ф. В. Девяткин^{1,2}, Д. И. Арабаджиев^{1,2}, М. А. Шереужев^{✉1,2}, А. И. Дышеков¹

¹Московский государственный технологический университет «СТАНКИН»
127055, Россия, Москва, Вадковский переулок, 1

²Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана
105005, Россия, Москва, ул. 2-я Бауманская, 5, с. 1

Аннотация. Научная новизна данной работы заключается в развитии подхода интеграции байесовской фильтрации сенсорных данных и цветных сетей Петри, впервые реализованной в виде иерархической программной архитектуры, где апостериорные вероятности отображаются в динамическую маркировку сети, определяющую разрешение переходов.

Цель исследования – формализация, программная реализация и экспериментальная проверка иерархической системы управления промышленным робототехническим комплексом в условиях стохастической неопределенности динамической среды.

Материалы и методы исследования. В качестве объекта управления использован робототехнический комплекс, включающий шестизвенный манипулятор со схватом и систему технического зрения на основе видеокамеры. Задача комплекса – перемещение разноцветных объектов (кубиков красного, желтого, зеленого и синего цветов) из четырех начальных позиций в соответствующие конечные позиции согласно заданной конфигурации. Для формализации дискретно-событийной логики управления применены цветные сети Петри, описывающие параллелизм операций и ресурсные ограничения. Обработка визуальной информации реализована на основе рекурсивного байесовского фильтра с учетом матрицы зашумления размерностью 6×6 и механизма подтверждения измерений ($k = 10$ последовательных совпадений), что обеспечивает устойчивость к стохастическим возмущениям. Программная реализация выполнена на языке Python 3 с использованием библиотек OpenCV, NumPy и SciPy. Экспериментальная верификация проведена в 500 симуляциях в среде Gazebo и 30 натурных испытаниях при варьировании уровня шума $\sigma = 0,05 \dots 0,2$ с оценкой метрик RMSE, вероятности ложных срабатываний и времени выполнения цикла манипуляции.

Результаты. В статье предложен метод управления робототехническим манипуляционным комплексом в условиях стохастической неопределенности динамической среды, обусловленной шумами сенсоров, задержками передачи данных, частичной наблюдаемостью и непредсказуемыми изменениями расположения объектов. Разработана стохастическая модель сенсорной системы, обеспечивающая устойчивое распознавание объектов при наличии шумов и динамических возмущений. Предложена архитектура системы управления, включающая модуль фильтрации данных и дискретно-событийный уровень принятия решений. Проведена экспериментальная верификация в симуляционной и натурной среде с использованием шестизвенного манипулятора.

Заключение. Полученные результаты показали снижение вероятности ложного распознавания состояний до 0,024 % и уменьшение времени выполнения манипуляционных операций на 15 % по сравнению с базовым детерминированным подходом.

Ключевые слова: цветная сеть Петри, управление робототехническим комплексом, стохастическая неопределенность, адаптивное управление, байесовская фильтрация данных

Поступила 23.08.2025, одобрена после рецензирования 14.10.2025, принята к публикации 10.02.2026

Для цитирования. Девяткин Ф. В., Арабаджиев Д. И., Шереужев М. А., Дышеков А. И. Управление робототехническим комплексом в стохастической неопределенной динамической среде с использованием аппарата сетей Петри // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2026. Т. 28. № 1. С. 25–38. DOI: 10.35330/1991-6639-2026-28-1-25-38

MSC: 68T40

Scientific article

Control of a robotic complex in a stochastic uncertain dynamic environment using Petri nets

F.V. Devyatkin^{1,2}, D.I. Arabadzhiev^{1,2}, M.A. Shereuzhev^{✉1,2}, A.I. Dyshekov¹

¹Moscow State University of Technology “STANKIN”

1, Vadkovsky lane, Moscow, 127055, Russia

²Bauman Moscow State Technical University

5, buld. 1, 2-nd Baumanskaya street, Moscow, 105005, Russia

Abstract. The scientific novelty of this work lies in the development of an approach for integrating Bayesian filtering of sensor data and colored Petri nets, implemented for the first time in the form of a hierarchical software architecture, where posterior probabilities are mapped into a dynamic marking of the network that determines the resolution of transitions.

Aim. The study is the formalization, software implementation and experimental verification of a hierarchical control system for an industrial robotic complex under conditions of stochastic uncertainty of a dynamic environment.

Research materials and methods. The control object is a robotic system comprising a six-link manipulator with a gripper and a video camera-based vision system. The system's task is to move multi-colored objects (red, yellow, green, and blue cubes) from four initial positions to corresponding final positions according to a specified configuration. Colored Petri nets, which describe the parallelism of operations and resource constraints, are used to formalize the discrete-event control logic. Visual information processing is implemented using a recursive Bayesian filter, taking into account a 6x6 noise matrix and a measurement confirmation mechanism ($k = 10$ consecutive matches), ensuring robustness to stochastic disturbances. The software implementation is written in Python 3 using the OpenCV, NumPy, and SciPy libraries. The experimental verification was carried out in 500 simulations in the Gazebo environment and 30 full-scale tests with varying noise levels of $\sigma = 0.05 \dots 0.2$ with an assessment of the RMSE metrics, the probability of false alarms, and the execution time of the manipulation cycle.

Results. This article proposes a method for controlling a robotic manipulation system under conditions of stochastic uncertainty in a dynamic environment caused by sensor noise, data transmission delays, partial observability, and unpredictable changes in the position of objects. A stochastic model of the sensor system has been developed, ensuring stable object recognition in the presence of noise and dynamic disturbances. A control system architecture is proposed, including a data filtering module and a discrete-event decision-making layer. Experimental verification was conducted in a simulation and real-world environment using a six-link manipulator.

Conclusion. The obtained results showed a reduction in the probability of false positives to 0.024% and a 15% reduction in the execution time of manipulation operations compared to the basic deterministic approach.



Content is available under license [Creative Commons Attribution 4.0 License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Keywords: colored Petri net, robotic complex control, modeling, uncertainty, dynamic data filtering, adaptive control

Submitted 23.08.2025,

approved after reviewing 14.10.2025,

accepted for publication 10.02.2026

For citation. Devyatkin F.V., Arabadzhiev D.I., Shereuzhev M.A., Dyshekov A.I. Control of a robotic complex in a stochastic uncertain dynamic environment using Petri nets. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS.* 2026. Vol. 28. No. 1. Pp. 25–38. DOI: 10.35330/1991-6639-2026-28-1-25-38

ВВЕДЕНИЕ

Современные робототехнические системы, эксплуатируемые в условиях стохастических возмущений, требуют адаптивных контуров управления, способных обеспечить безопасное взаимодействие человека и робота, решение задач планирования и адаптации траектории, захвата и транспортировки объектов [1–3].

Существует широкий спектр подходов к управлению манипуляторами в условиях неопределенности: методы робастного управления, когда динамика среды или параметры модели отклоняются от номинальных значений [4, 5], что особенно критично для коллаборативных робототехнических комплексов, работающих в тесном контакте с человеком-оператором.

Перспективным направлением считается гибридный подход, сочетающий дискретно-событийное моделирование и вероятностную оценку состояния: цветные сети Петри (Coloured Petri Nets, CPN) компактно описывают параллелизм, синхронизацию и ресурсные ограничения действий робота, тогда как байесовские фильтры (Калмана, частиц, информационный фильтр) обеспечивают статистически согласованную интеграцию разнородных сенсоров [6–8].

Связывание CPN-моделей с байесовским уровнем принятия решений доказало повышение отказоустойчивости, сокращение времени восстановления после сбоев и рост вероятности успешного выполнения миссии роботами в сценариях с наличием неопределенности [9, 10].

В настоящем исследовании предлагается метод управления робототехническим комплексом, в котором цветные сети Петри [3] связываются с алгоритмами байесовской фильтрации сенсорных данных на модельно-алгоритмическом и программно-информационном уровнях. Модельно-алгоритмическая интеграция реализуется так: апостериорные распределения, сформированные байесовским фильтром, динамически преобразуются в маркировку CPN; в свою очередь, текущая маркировка сети определяет выбор управляющего перехода, то есть конкретное действие манипулятора. Программно-информационная интеграция достигается за счет создания единой программной среды, которая предоставляет общее пространство данных для обмена между программными узлами, отвечающими за фильтр и движок моделирования цветной сети Петри.

Цветные сети Петри выбраны в качестве базового формализма [4, 5] благодаря тому, что они естественно представляют параллелизм, синхронизацию событий и ограничения ресурсов, что критически важно для систем с многокомпонентной архитектурой и параллельно выполняемыми задачами [6, 7].

Байесовский фильтр применен для обработки визуальных данных, поскольку он демонстрирует робастность к стохастическим возмущениям и систематическим ошибкам сенсора, что количественно подтверждается уменьшением среднеквадратичной ошибки оценки положения объектов (RMSE) и ростом вероятности корректной классификации.

Построенная вероятностная модель учитывает как шумовые искажения изображений, так и эволюцию скрытых состояний объектов (позиция, ориентация, принадлежность классу) и тем самым обеспечивает устойчивое распознавание сцен в реальном времени. На выходе фильтра формируется апостериорное распределение над дискретным множеством ситуаций, которое через интерфейс обмена данными CPN-движка преобразуется в разрешение конкретного перехода сети Петри. Тем самым инициируется соответствующее управляющее действие манипулятора (задание траекторной подпрограммы).

Предлагаемый метод управления **робототехническими комплексами** демонстрирует универсальность при работе с неполной или зашумленной информацией, как подтвердили натурные и модельные эксперименты, опубликованные в недавних работах. В частности, он успешно применяется к:

- **манипуляционным операциям** в неструктурированных рабочих зонах, где CPN-модель управляет скоординированным движением двух манипуляторов, а байесовский фильтр – объединением данных RGB-D-камер для оценки позы объекта [11];
- **извлечению и сортировке** разнотипных деталей по визуальным признакам (цвет, форма, нанесенная маркировка) с динамической перенастройкой порогов классификации по мере изменения освещения и запыленности сенсоров [12];
- **автоматической адаптации** траекторий захвата при смещении целевых объектов – PF-оценка положения интегрируется в маркировку сети, после чего CPN-контроллер перестраивает граф переходов без перезапуска программы [13];
- **координации многоагентных систем**: CPN-граф компактно описывает распределение подзадач, а вероятностный уровень оценивает задержки связи и вероятность захвата ресурса, что позволило сократить время циклического патрулирования на 18 % по сравнению с LTL-планированием без стохастики [14].

Таким образом, совмещенное использование цветных сетей Петри и байесовской фильтрации подтвержденно повышает робастность и адаптивность управления в широком спектре инженерных сценариев, где данные о состоянии среды доступны лишь частично или с существенными помехами.

Целью работы являются формализация, программная реализация и экспериментальная проверка иерархической системы управления промышленным робототехническим комплексом в условиях стохастической неопределенности динамической среды.

Объект исследования: робототехнический комплекс, включающий манипулятор и систему технического зрения.

Предмет исследования: методы управления манипуляционными операциями в условиях стохастической неопределенности.

Задача: разработать стохастическую модель сенсорной системы с моделью управления на основе цветной сети Петри с программным обеспечением для управления манипулятором с возможностью натурной и симуляционной проверки.

Критерии эффективности:

- вероятность успешного завершения задачи;
- время выполнения цикла манипуляции;
- устойчивость распознавания объектов (RMSE);
- доверительные интервалы и дисперсия оценок.

Научная новизна

В работе:

- развита интеграция цветных сетей Петри и байесовской фильтрации сенсорных данных в единую архитектуру управления;

- введен механизм динамической корректировки маркировки сети на основе вероятностных оценок;
- обоснован выбор порога совпадений ($k=10$) для подавления ложных срабатываний, что позволило снизить вероятность ошибок ниже 0.03 %;
- показано, что архитектура повышает адаптивность управления манипулятором в условиях стохастической неопределенности по сравнению с классическими методами.

ОБЪЕКТ УПРАВЛЕНИЯ

В качестве объекта управления рассматривается робототехнический комплекс, включающий манипулятор со схватом и источник информации о положении целевых объектов – видеокамеру. Сформулируем задачу управления на примере типовой задачи последовательного перемещения объектов манипулятором с учетом того, что робототехнический комплекс функционирует в условиях неопределенного положения объектов в рабочей зоне манипулятора и шумов сенсорных данных.

Рабочее пространство представляет собой ограниченную область, в которой в произвольной начальной конфигурации размещены разноцветные объекты (кубики) (рис. 1).

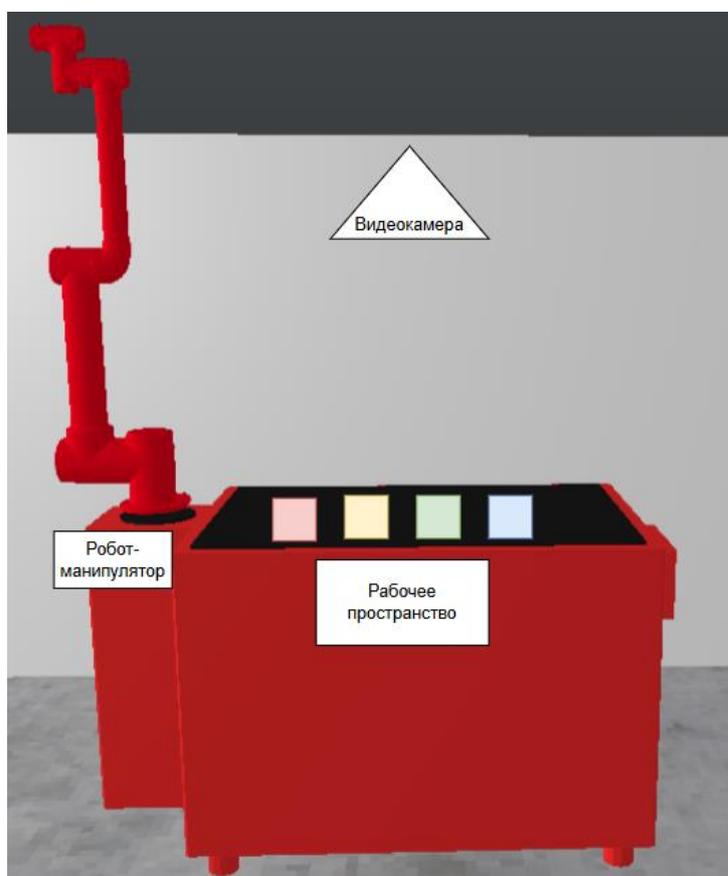


Рис. 1. Схема робототехнического комплекса

Fig. 1. Diagram of the robotic complex

Задача робототехнического комплекса

Задача комплекса заключается в перемещении каждого объекта из начальной позиции в соответствующую конечную позицию согласно заданной конфигурации (табл. 1).

Табл. 1. Конфигурация перемещения кубиков из начальных позиций в конечные**Table 1.** Configuration of cube movement from initial to final positions

Программа перемещения кубика	Начальная позиция кубика	Конечная позиция кубика	Цвет перемещаемого кубика
t1	p1	p5	красный
t2	p1	p7	желтый
t3	p1	p8	зеленый
t4	p1	p6	синий
t5	p2	p5	красный
t6	p2	p7	желтый
t7	p2	p8	зеленый
t8	p2	p6	синий
t9	p3	p5	красный
t10	p3	p7	желтый
t11	p3	p8	зеленый
t12	p3	p6	синий
t13	p4	p5	красный
t14	p4	p7	желтый
t15	p4	p8	зеленый
t16	p4	p6	синий

Опишем математические модели элементов системы, а именно манипулятора, модель восприятия визуальной информации о положении объектов (кубиков) и модель верхнего дискретно-событийного уровня системы управления для формирования общей структуры системы управления и реализации программного обеспечения.

МОДЕЛЬ ВОСПРИЯТИЯ СЕНСОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ

В условиях неопределенности и зашумленности сенсорных данных ключевой задачей является корректное определение положения и цвета объектов в рабочей зоне манипулятора. Видеокамера служит основным источником информации, однако ее измерения подвержены погрешностям, связанным с изменением освещенности, частичным перекрытием объектов, оптическими искажениями.

Для повышения надежности восприятия применяется вероятностная модель обработки данных, объединяющая дискретные состояния объектов (цвет и положение), байесовскую фильтрацию для учета шумов, механизм подтверждения измерений для минимизации ошибок.

Каждый объект (кубик) характеризуется дискретным состоянием, включающим:

цвет (красный, желтый, зеленый, синий),
наличие/отсутствие в рабочей зоне (no_color, nothing).

$$x \in \{red, yellow, blue, green, no_color, nothing\}.$$

Начальное распределение вероятностей предполагается равномерным:

$$\hat{p}(x_0 = x) = \frac{1}{6}, \forall x.$$

Изображение с камеры обрабатывается для определения наиболее вероятного состояния объекта. Наблюдение z_t , связано с истинным состоянием x_t через матрицу зашумления (табл. 2):

$$p(z_t|x_t) \in [0,1]^{6 \times 6},$$

где каждый элемент матрицы задает вероятность ошибочного определения состояния.

Табл. 2. Условная вероятность зашумления изображения, где z_t – измерение в момент t , x_t – состояние в момент t

Table 2. Conditional probability of image noise, where z_t is the measurement at time t , x_t is the state at time t

$z_t \backslash x_t$	red	yellow	blue	green	no_color	nothing
def red	0.7	0.05	0.05	0.05	0.05	0.1
def yellow	0.05	0.6	0.05	0.05	0.1	0.15
def blue	0.05	0.05	0.7	0.05	0.05	0.1
def green	0.05	0.05	0.05	0.6	0.1	0.15
def no_color	0.05	0.05	0.05	0.05	0.5	0.3
def nothing	0.01	0.01	0.01	0.01	0.06	0.9

Для учета временной динамики применяется рекурсивный байесовский фильтр:

$$\hat{p}(x_t|z_{1:t}) = \eta \cdot p(z_t|x_t) \sum_{x_{t-1}} p(x_t|x_{t-1}, u_{t-1}) \hat{p}(x_{t-1}|z_{1:t-1}),$$

где:

$\hat{p}(x_t|z_{1:t})$ – апостериорная вероятность состояния,

$p(x_t|x_{t-1}, u_{t-1})$ – вероятность перехода в новое состояние,

η – нормализующий множитель.

Измерения цвета на изображении, полученном с камеры, интерпретируются как наблюдение z , соответствующее наиболее выраженному цветовому классу. Апостериорная вероятность состояния после наблюдения вычисляется как:

$$p(x_1) = \frac{p(z_1|x_1) \cdot \hat{p}(x_1)}{n},$$

где $p(z_1|x_1)$ – вероятность получить наблюдение z_1 при истинном состоянии x_1 , а n – нормализующий множитель.

На каждом такте наблюдения производится априорная оценка состояния $\widehat{est}(x_1)$ по формуле:

$$\widehat{est}(x_1) = \sum_{x_0} P(x_1|u_1, x_0) \cdot est(x_0),$$

где $est(x_0)$ – априорное распределение вероятностей по состояниям на предыдущем шаге, $P(x_1|u_1, x_0)$ – вероятность перехода в новое состояние при действии u_1 (активация или ее отсутствие).

Динамика изменения состояний зависит от активности манипулятора. В случае действия (перемещение объекта) вероятности переходов заданы в табл. 3. При отсутствии действия (ожидание) предполагается, что состояния остаются неизменными (табл. 4). Подобное разделение позволяет учесть как влияние активных операций, так и естественную стационарность при пассивном наблюдении.

Табл. 3. Вероятности изменения состояний после действия activation, где x_t – состояние до действия, x_{t_1} – состояние после действия

Table 3. Probabilities of state changes after the activation, where x_t is the state before the action, $x_{(t_1)}$ is the state after the action

$x_t \backslash x_{t_1}$	red	yellow	blue	green	no_color	nothing
red	0.01	0.01	0.01	0.01	0.06	0.9
yellow	0.01	0.01	0.01	0.01	0.06	0.9
blue	0.01	0.01	0.01	0.01	0.06	0.9
green	0.01	0.01	0.01	0.01	0.06	0.9
no_color	0.01	0.01	0.01	0.01	0.06	0.9
nothing	0.2	0.2	0.2	0.2	0.05	0.15

Табл. 4. Вероятности изменения состояний после действия no_activation, где x_t – состояние до действия, x_{t_1} – состояние после действия

Table 4. Probabilities of state changes after the no_activation, where x_t is the state before the action, $x_{(t_1)}$ is the state after the action

$x_t \backslash x_{t_1}$	red	yellow	blue	green	no_color	nothing
red	1	0	0	0	0	0
yellow	0	1	0	0	0	0
blue	0	0	1	0	0	0
green	0	0	0	1	0	0
no_color	0	0	0	0	1	0
nothing	0	0	0	0	0	1

Для повышения устойчивости к ошибкам изменение маркировки в сети Петри происходит только после 10 последовательных совпадений наиболее вероятного состояния. Выбор порога в 10 последовательных совпадений основан на результатах предварительных экспериментов ($N=500$ симуляций), показавших, что при меньших значениях (3–7 совпадений) вероятность ложного срабатывания превышает 15 %, тогда как при 10 совпадениях она снижается до 0.024 %. Формально условие записывается как:

$$\begin{cases} \max_{t-k+1 \leq i \leq t} \hat{x}_i = \hat{x}_t, \\ k = 10 \end{cases},$$

где \hat{x}_i – наиболее вероятное состояние в момент i , k – порог совпадений.

Это позволяет отфильтровать случайные шумы и минимизировать ложные срабатывания.

Задача наблюдения формулируется как задача оценки скрытого состояния $x_t \in X$ на основе зашумленных измерений $z_t \in Z$.

Множество состояний:

$$X \in \{red, yellow, blue, green, no_color, nothing\}.$$

Множество измерений:

$$Z \in \{def_red, def_yellow, def_blue, def_green, def_no_color, def_nothing\}.$$

Измеряемые параметры: цвет и наличие объекта в рабочей зоне.

Вычисляемые параметры: апостериорная вероятность состояния $p(x_t | z_{1:t})$ и решение об активации перехода в сети Петри.

Неопределенность в задаче проявляется как шум при измерении:

$$z_t = h(x_t) + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, \sigma^2),$$

где h – функция наблюдения, ϵ_t – аддитивный гауссовый шум.

Преобразование вероятностной оценки в фишку происходит по условиям:

$$M_t(p_i) = \begin{cases} token(c), \text{ если } c = \arg \max_{x \in X} p(x_t | z_{1:t}), \max p(x_t) > \theta, \\ \emptyset, \text{ иначе.} \end{cases}$$

где: θ – порог достоверности (выбран 0.85 на основании k порога последовательных совпадений); $token(c)$ – фишка цвета c .

Активация перехода t_j происходит по структуре на рис. 2 и условию $\max p(x_t) > \theta$.

МОДЕЛЬ ВЕРХНЕУРОВНЕВОЙ ЛОГИКИ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

Цветная сеть Петри описывается кортежем $\mathcal{N} = (P, T, F, M_0, C)$, где $P = \{p_1, \dots, p_9\}$ – позиции (начальные и конечные для объектов, а также свободное состояние манипулятора), $T = \{t_1, \dots, t_{16}\}$ – переходы, соответствующие перемещениям, F – множество дуг (включая цветные и ингибиторные), M_0 – начальная маркировка, C – набор цветных фишек: {red, blue, yellow, green}.

Каждый переход t_i активируется только в случае наличия соответствующей цветной фишки в начальной позиции, отсутствия фишки в целевой позиции (штрихпунктирные дуги запрещают активацию) или свободного состояния манипулятора.

Для заданной конфигурации позиции [p1 – p8] – расположение кубиков в рабочем пространстве из конфигурации, позиция p9 – манипулятор свободен (черная фишка), [t1 – t16] – переходы подпрограмм, перемещающие кубики (рис. 2). Сплошные цветные дуги перемещают фишки только соответствующего цвета, штрихпунктирные (ингибиторные) пустые дуги в случае присутствия фишек в позициях, откуда они исходят, не дают активировать переход.

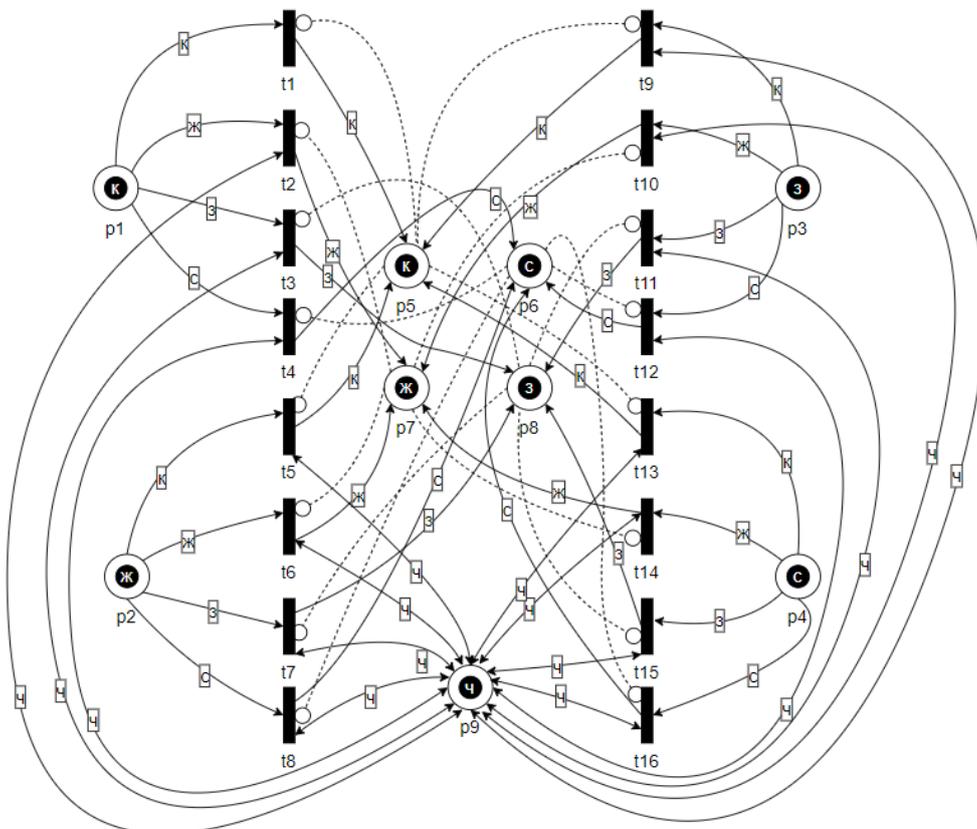


Рис. 2. Сеть Петри для заданной конфигурации (цветные дуги подписаны первыми буквами цветов)

Fig. 2. Petri net for a given configuration (colored arcs are labeled with the first letters of the colors)

В начальный момент времени начальная конфигурация (p_1, p_2, p_3, p_4) неизвестна, наблюдается косвенно через изображение с видеокамеры.

Пусть $O = \{o_1, \dots, o_n\}$ – множество объектов; $C = \{\text{red, blue, yellow, green}\}$ – множество цветовых классов; $P = \{p_1, \dots, p_8\}$ – множество возможных позиций объектов; $x_i \in \mathbb{R}^3$ – координаты позиции p_i в пространстве.

Для каждого объекта $o_j \in O$ задана функция цвета $c(o_j) \in C$, а также целевая позиция $g_k \in P$, определяющая, где должен находиться объект в конце выполнения задачи. Алгоритм работы системы интеграции с сетью Петри показан на рисунке 3.

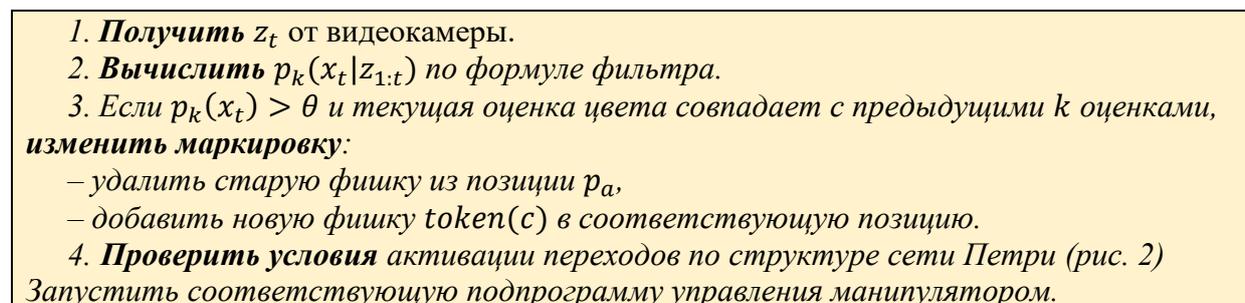


Рис. 3. Алгоритм работы системы интеграции с сетью Петри

Fig. 3. Algorithm of the integration system with Petri net

Входные данные: изображения с камеры, априорные вероятности состояний, управляющие воздействия. **Выходные данные:** номер программы управления манипулятором.

РЕАЛИЗАЦИЯ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ВЕРИФИКАЦИЯ

В целях проверки работоспособности предложенной архитектуры управления в условиях неопределенности была реализована программно-аппаратная система на базе манипуляционного комплекса (рис. 5), включающая все ключевые компоненты: цветную сеть Петри, фильтрацию и управляющий модуль. Схема архитектуры показана на рисунке 4.

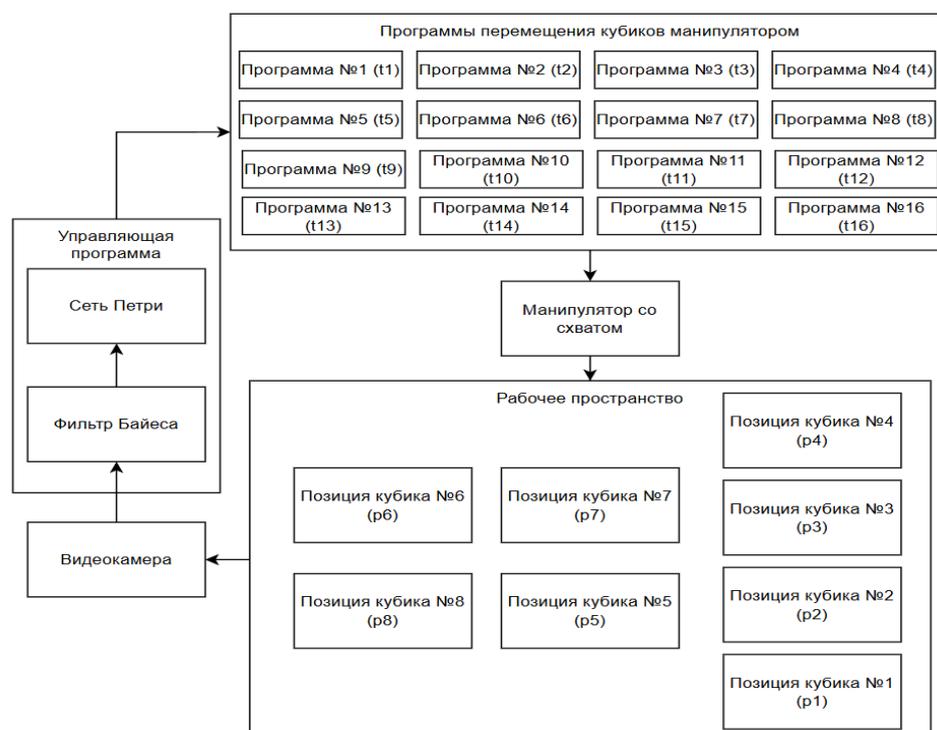


Рис. 4. Архитектура системы управления / Fig. 4. Control system architecture

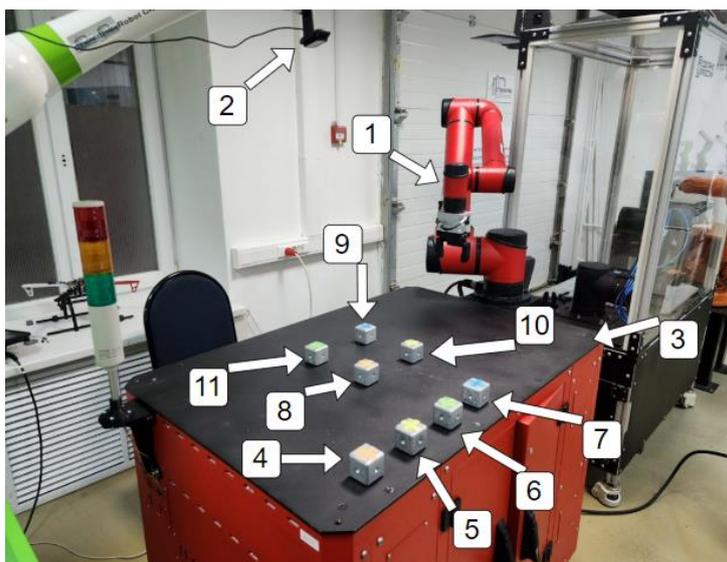


Рис. 5. Робототехнический комплекс, где 1 – манипулятор со схватом, 2 – видеокамера, 3 – рабочее пространство, 4 – расположение кубика для позиции p_1 , 5 – расположение кубика для позиции p_2 , 6 – расположение кубика для позиции p_3 , 7 – расположение кубика для позиции p_4 , 8 – расположение кубика для позиции p_5 , 9 – расположение кубика для позиции p_6 , 10 – расположение кубика для позиции p_7 , 11 – расположение кубика для позиции p_8 (рис. 6)

Fig. 5. Robotic system, where 1 is the manipulator with a gripper, 2 is the video camera, 3 is the workspace, 4 is the cube location for position p_1 , 5 is the cube location for position p_2 , 6 is the cube location for position p_3 , 7 is the cube location for position p_4 , 8 is the cube location for position p_5 , 9 is the cube location for position p_6 , 10 is the cube location for position p_7 , 11 is the cube location for position p_8 (fig. 6)

Программная реализация выполнена на языке Python 3. Для визуального анализа изображений использована библиотека OpenCV, для численного моделирования – NumPy, SciPy, для символической и структурной работы с сетью Петри – собственный модуль.



Рис. 6. Расположение кубиков, соответствующих маркировке на рис. 2

Fig. 6. The arrangement of the cubes corresponding to the markings in fig. 2

Программный комплекс реализует следующую иерархию программных модулей, представленную на рис. 7.

1. **Сенсорный уровень:** захват изображения с камеры.
2. **Восприятие:** применение байесовской фильтрации к каждому потенциальному расположению кубика с учетом матрицы зашумления.
3. **Принятие решения:** активация переходов сети Петри при достаточной достоверности наблюдения.
4. **Управление движением:** активация подпрограммы.
5. **Обратная связь:** подтверждение успешного перемещения и обновление маркировки сети.

Рис. 7. Структура программного комплекса разработанной системы управления

Fig. 7. Structure of the software package of the developed control system

Цель экспериментов: проверить эффективность предложенного метода управления при шумовых и динамических возмущениях.

Метрики: RMSE распознавания объектов, вероятность ложного срабатывания, время цикла манипуляции.

Условия экспериментов:

- N = 500 симуляций в среде Gazebo;
- 30 натурных экспериментов на шестизвенном манипуляторе;
- варьирование уровня шума $\sigma = 0,05 \dots 0,2$.

Результаты:

- вероятность ложного распознавания $< 0,03$;
- сокращение времени цикла на 15 %;
- доверительный интервал успешности $[0,92; 0,98]$ при доверии 95 %.

Эксперименты проведены в 100 симуляционных и 20 реальных тестах. В симуляционных тестах точность определения цвета оставила 96,8 %, среднее время реакции системы – 1,4 с, в реальных – 98,4 % и 5,7 с при $\theta = 0,85$ и $k = 10$.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе предложен подход к управлению робототехническим комплексом, функционирующим в условиях неопределенности и динамически изменяющейся среды, на основе раскрашенных сетей Петри и байесовской обработки сенсорных данных. Разработанная система сочетает в себе формальную строгость описания дискретных состояний сети Петри с возможностью адаптивного принятия решений на основе вероятностных оценок, что позволяет достигать устойчивого поведения манипулятора при неизвестной начальной конфигурации объектов. Введенный механизм фильтрации наблюдений повышает надежность системы в условиях шумных входных данных, а структура сети обеспечивает гибкость при изменении целевых задач.

Результаты моделирования и экспериментальной реализации подтверждают эффективность предложенной архитектуры для решения задач адаптивного управления в реальном времени. Данный подход может быть использован в дальнейшем при построении интеллектуальных систем управления робототехническими платформами, работающими в сложных, слабо структурированных или частично наблюдаемых средах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Thrun S., Burgard W., Fox D. Probabilistic robotics. MIT Press, 2005. 647 p. DOI: 10.1162/artl.2008.14.2.227
2. Lima P.U. A Bayesian approach to sensor fusion in autonomous sensor and robot networks. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*. 2007. Vol. 10. No. 3. Pp. 22–27. DOI: 10.1109/MIM.2007.4284253

3. Park B.H., Kuc T.Y., Lee J.S. Adaptive learning control of uncertain robotic systems. *International Journal of Control*. 1996. Vol. 65. No. 5. Pp. 725–744. DOI: 10.1080/00207179608921719
4. Zhang Y.Y. et al. Adaptive control for robots to handle uncertainties, delays and state constraints. *IFAC PapersOnLine*. 2023. Vol. 56. No. 2. Pp. 1234–1240. DOI: 10.1109/TCYB.2015.2411285
5. Ziparo V.A. et al. Petri net plans: A framework for collaboration and coordination in multi-robot systems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*. 2011. Vol. 23. No. 3. Pp. 344–383. DOI: 10.1007/s10458-010-9146-1
6. Westergaard M. Verifying parallel algorithms and programs using coloured petri nets. *Transactions on Petri Nets and Other Models of Concurrency VI - Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg*, 2012. Pp. 146–168. DOI: 10.1007/978-3-642-35179-2_7
7. Westergaard M., Maggi F.M. Modeling and verification of a protocol for operational support using coloured Petri nets. *International Conference on Application and Theory of Petri Nets and Concurrency*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011. Pp. 169–188. DOI: 10.1007/978-3-642-21834-7_10
8. Wang R., Kristensen L.M., Stolz V. MBT/CPN: a tool for model-based software testing of distributed systems protocols using coloured Petri nets. *International Conference on Verification and Evaluation of Computer and Communication Systems*. Cham: Springer International Publishing, 2018. Pp. 97–113. DOI: 10.1007/978-3-030-00359-3_7
9. Liu Q. et al. A Logic Petri net model for dynamic multi agent game decision making. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 127. Pp. 107–120. DOI: 10.1016/j.dajour.2023.100320
10. Pająk M. Assessment of using bayesian nets and Petri nets in additive manufacturing technology selection. *Procedia CIRP*. 2021. Vol. 99. Pp. 123–130. DOI: 10.35784/acs-2021-01
11. Hu F., Wang W., Zhou J. et al. Petri nets based digital twin drives dual arm cooperative manipulation. *Computers in Industry*. 2023. Vol. 147. Art. 103880. DOI: 10.1016/j.compind.2023.103880
12. Castellano-Quero M., Castillo-López M., Fernández-Madriral J.A. et al. A multidimensional Bayesian architecture for real time anomaly detection and recovery in mobile robot sensory systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2023. Vol. 125. Art. 106673. DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106673
13. Zhong X., Zhong X., Hu H., Peng X. A nonparametric learning visual servoing framework for robot manipulator in unstructured environments. *Neurocomputing*. 2021. Vol. 452. Pp. 1–12. DOI: 10.1016/j.neucom.2021.01.02
14. Lv P., Luo G., Ma Z., Li S., Yin X. Optimal multi robot path planning for cyclic tasks using Petri nets. *Control Engineering Practice*. 2023. Vol. 138. Art. 105600. DOI: 10.1016/j.conengprac.2023.105600

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

Вклад авторов:

Девяткин Ф. В. – моделирование, написание ПО;
Арабаджиев Д. И. – проведение эксперимента, обработка результатов;
Шереужев М. А. – разработка математического аппарата;
Дышеков А. И. – разработка модуля API управления роботом-манипулятором.

Author's contribution:

Devyatkin F. V. – modeling, software development;
Arabadzhiev D. I. – experiment execution, results processing;
Shereuzhev M. A. – mathematical apparatus development;
Dyshekov A. I. – robotic arm control API module development.

Финансирование. Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект FSFS-2024-0012).

Funding. This work was supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (Project No. FSFS-2024-0012).

Информация об авторах

Девяткин Фёдор Владимирович, аспирант СМ7, Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана;

105005, Россия, Москва, ул. 2-я Бауманская, 5, с. 1;

инженер (НТР), Московский государственный технологический университет «СТАНКИН»;

127055, Россия, Москва, Вадковский переулок, 1;

feodor-dev@ya.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-2639-9521>, SPIN-код: 7738-5724

Арабаджиев Денис Игоревич, аспирант СМ7, Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана;

105005, Россия, Москва, ул. 2-я Бауманская, 5, с. 1;

инженер (НТР), Московский государственный технологический университет «СТАНКИН»;

127055, Россия, Москва, Вадковский переулок, 1;

denisarabadzhiiev13@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-5023-4073>

Шереузов Мадин Артурович, канд. тех. наук, доцент, заведующий лабораторией, Московский государственный технологический университет «СТАНКИН»;

127055, Россия, Москва, Вадковский переулок, 1;

доцент кафедры «Робототехнические системы и мехатроника», Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана;

105005, Россия, Москва, ул. 2-я Бауманская, 5, с. 1;

shereuzhev@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2352-992X>, SPIN-код: 1734-9056

Дышеков Артур Изнаурович, канд. тех. наук, ведущий инженер, Московский государственный технологический университет «СТАНКИН»;

127055, Россия, Москва, Вадковский переулок, 1;

a.I.dyshekov@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-4865-5041>, SPIN-код: 1159-0974

Information about the authors

Fedor V. Devyatkin, Postgraduate Student ME7, Bauman Moscow State Technical University;

5, buld. 1, 2-nd Baumanskaya street, Moscow, 105005, Russia;

Engineer (NTR), Moscow State University of Technology "STANKIN";

1, Vadkovsky lane, Moscow, 127055, Russia;

feodor-dev@ya.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-2639-9521>, SPIN-code: 7738-5724

Denis I. Arabadzhiiev, Postgraduate Student ME7, Bauman Moscow State Technical University;

5, buld. 1, 2-nd Baumanskaya street, Moscow, 105005, Russia;

Engineer (NTR), Moscow State University of Technology "STANKIN";

1, Vadkovsky lane, Moscow, 127055, Russia;

denisarabadzhiiev13@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-5023-4073>

Madin A. Shereuzhev, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of Laboratory, Moscow State University of Technology "STANKIN";

1, Vadkovsky lane, Moscow, 127055, Russia;

Associate Professor, Department of Robotic systems and Mechatronics, Bauman Moscow State Technical University;

5, buld. 1, 2-nd Baumanskaya street, Moscow, 105005, Russia;

shereuzhev@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2352-992X>, SPIN-code: 1734-9056

Artur I. Dyshekov, Candidate of Technical Sciences, Lead Engineer, Moscow State University of Technology "STANKIN";

1, Vadkovsky lane, Moscow, 127055, Russia;

a.I.dyshekov@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-4865-5041>, SPIN-code: 1159-0974