



Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. 2026. Т. 34, № 2
Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Applied Nonlinear Dynamics. 2026;34(2)

Научная статья
УДК 57.024

DOI: 10.18500/0869-6632-003204
EDN: OYKENL

Исследование двухпороговой модификации биоморфной системы навигации

Ю. А. Малышев¹✉, С. А. Лобов^{1,2,3}, В. Г. Яхно^{1,2}

¹ФИЦ Институт прикладной физики им. А. В. Гапонова-Грехова РАН, Нижний Новгород, Россия

²Нижегородский национальный исследовательский университет им. Н. И. Лобачевского, Россия

³Московский физико-технический институт, Россия

E-mail: ✉u.malishev@ipfran.ru, lobov@neuro.nnov.ru, yakhno@ipfran.ru

Поступила в редакцию 11.10.2025, принята к публикации 25.11.2025,
опубликована онлайн 9.12.2025, опубликована 31.03.2026

Аннотация. Цель настоящей работы состоит в реализации и изучении динамики функционирования двухпорогового варианта биорелевантной системы визуальной навигации. **Методы.** В работе используются система одновременной навигации и составления карты RatSLAM. Система RatSLAM является биорелевантной моделью визуальной навигации в гиппокампе грызунов. В данной работе исследуется модифицированная версия системы RatSLAM, в которой обработка визуальных ориентиров ведется по двухпороговому алгоритму. **Результаты.** В статье представлена версия модифицированной системы визуальной навигации. Применение двухпорогового алгоритма распознавания визуальных ориентиров позволяет уменьшить размер получаемой карты без существенных потерь в точности получаемой карты. С помощью построенной системы были получены оценки местоположения и метрики кластеризации визуальных ориентиров на публичных наборах данных. **Заключение.** Построенная система визуальной навигации дает оценку местоположения субъекта (видеокамеры) в пространстве, хорошо согласующуюся с истинными данными о местоположении. Размер карты при использовании двухпорогового алгоритма может быть уменьшен без существенного уменьшения точности карты.

Ключевые слова: системы одновременной локализации и картирования, интегрирование траектории, ориентиры, нейронные сети, кластеризация.

Благодарности. Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования РФ в рамках государственного задания (проекты № FFUF-2024-0037 — разработка системы, FSMG-2024-0047 — исследование кластеризации).

Для цитирования: Малышев Ю. А., Лобов С. А., Яхно В. Г. Исследование двухпороговой модификации биоморфной системы навигации // Известия вузов. ПНД. 2026. Т. 34, № 2. С. 314–330. DOI: 10.18500/0869-6632-003204. EDN: OYKENL

Статья опубликована на условиях Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

Study of a two-threshold modification of a biomorphic navigation system

Y. A. Malichev¹✉, S. A. Lobov^{1,2,3}, V. G. Yakhno^{1,2}

¹A. V. Gaponov-Grekhov Institute of Applied Physics RAS, Nizhny Novgorod, Russia

²Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod, Russia

³Moscow Institute of Physics and Technology, Russia

E-mail: ✉u.malichev@ipfran.ru, lobov@neuro.nnov.ru, yakhno@ipfran.ru

Received 11.10.2025, accepted 25.11.2025, available online 9.12.2025, published 31.03.2026

Abstract. The purpose of this work is to implement and study the dynamics of a modified version of a biomorphic visual navigation system. *Methods.* The paper uses the RatSLAM simultaneous navigation and mapping system. The RatSLAM system is a biomorphic model of visual navigation in the rodent hippocampus. In this study, we investigate a modified version of the RatSLAM system in which visual landmarks are processed using a two-threshold algorithm. *Results.* This article presents a modified version of the visual navigation system. Using a two-threshold algorithm for determining visual landmarks allows for a reduction in the size of the resulting map without loss of accuracy. Using the constructed system, location estimates and clustering metrics for visual landmarks were obtained on publicly available datasets. *Conclusion.* The constructed visual navigation system provides an estimate of the location of an object (video camera) in space that is in good agreement with the true location data. Using a two-threshold algorithm, the map size can be reduced without increasing map accuracy.

Keywords: simultaneous localization and mapping systems, integration paths, landmarks, neural networks, clustering.

Acknowledgements. This work was supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation under a state assignment (Project Nos. FFUF-2024-0037 – system development, FSMG-2024-0047 – research of clustering).

For citation: Malichev YA, Lobov SA, Yakhno VG. Study of a two-threshold modification of a biomorphic navigation system. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics.* 2026;34(2):314–330. DOI: 10.18500/0869-6632-003204

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

Введение

Навигация в пространстве необходима для животных и человека. Для изучения навигации живых систем используется в том числе построение и изучение их вычислительных моделей. Одной из подобных моделей является RatSLAM [1, 2], основанная на представлениях о навигационных процессах в мозге грызунов. Данная система является биологически релевантным алгоритмом, для которого биологическое соответствие важнее метрической точности. Подобные модели позволяют существенно уменьшить требования к вычислительным ресурсам, особенно при применении нейроморфных аппаратных вычислительных модулей [3]. Также преимуществом биологически релевантных моделей является легкость добавления и изменения модальностей системы [4].

Одним из главных элементов алгоритмов SLAM (одновременного определения местоположения и составления карты) и алгоритма RatSLAM является механизм замыкания петель, позволяющий сбросить накопленную ошибку интегрирования пути при попадании в известную точку пространства. Данный механизм связан с задачей распознавания мест (place recognition), то есть с распознаванием текущего местоположения как одного из известных. Распознавание выполняется на основе данных различных сенсоров, установленных на объекте. Часто в качестве входных данных используется изображение с видеокамеры.

Традиционно к данной задаче подходят как к поиску в базе данных изображений, наиболее близких в пространстве к запрошенному. Ключевым вопросом является составление такого описания изображения, чтобы изображения со схожими описаниями были получены в близких точках пространства, и наоборот.

Возможно использование различных типов описаний изображений, таких как непосредственно пиксельные данные изображения, наборы ключевых точек на изображении [5], выходные значения искусственных нейронных сетей различной архитектуры [6], а также комбинации данных методов [7]. В алгоритме RatSLAM в качестве описания изображений используются пиксельные данные сжатого изображения. Однако для всех видов описаний с увеличением известной области пространства происходит увеличение и количества изображений в базе данных, что приводит к увеличению требуемого объема памяти и вычислительных ресурсов.

В алгоритме RatSLAM данная проблема решается путем сохранения в базе данных только наиболее значимых изображений. Данный алгоритм не зависит от источника описаний изображений и может быть использован с более современными описаниями, такими как NetVLAD [6].

Квантование пространства для распознавания отдельных областей проводилось также в [8], однако там выполнялась классификация изображений по известным классам мест, а в RatSLAM выполняется кластеризация в процессе работы системы.

Однако возможно дополнительно улучшить размер карты и стабильность функционирования системы RatSLAM путем оптимизации модуля распознавания визуальных ориентиров и сокращения количества создаваемых визуальных ориентиров на траектории. Данная работа является развитием исследований [9].

1. Техническая реализация системы визуальной навигации

Система состоит из трех основных модулей: клеток позы, клеток локального вида и карты опыта, также возможно добавление четвертого модуля — визуальной одометрии (рис. 1). Модуль визуальной одометрии принимает на вход изображения входного видеопотока и определяет скорость движения робота в пространстве. Модуль клеток позы выполняет интегрирование пути и замыкание петель. Модуль карты опыта сохраняет граф известных уникальных точек пространства в метрическом пространстве. Модуль визуальных ориентиров поддерживает коллекцию визуальных ориентиров и выполняет их распознавание.

В данной работе основное внимание направлено на модуль визуальных ориентиров.

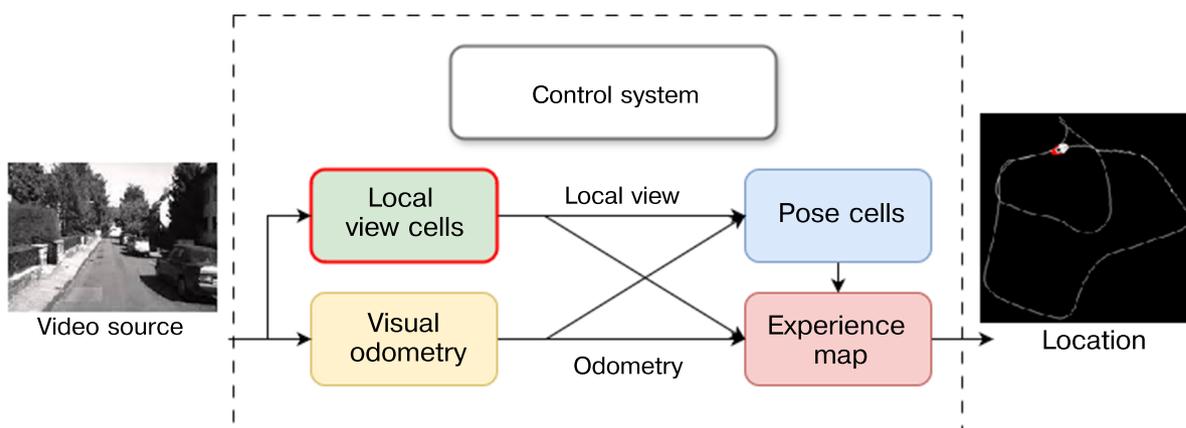


Рис. 1. Структура системы OpenRatSLAM [2]. Если одометрия уже предоставлена набором данных или роботом, модуль визуальной одометрии не требуется

Fig. 1. Structure of OpenRatSLAM [2]. If odometry is already provided by the dataset or robot, the Visual Odometry node is not required

1.1. Модуль визуальных ориентиров. Модуль визуальных ориентиров принимает на вход данные изображений входного видеопотока. Выходными данными модуля является текущий распознанный визуальный ориентир.

Визуальные ориентиры представляют собой расширяемый массив блоков, каждый из которых соответствует отдельной визуальной сцене в окружающей среде. При появлении новой визуальной сцены создается новый визуальный ориентир, который ассоциируется с пиксельными данными этой сцены.

После предварительной обработки изображения видеопотока (удаления неинформативных областей кадра, нормализации яркостей, перевода в монохромный вид и сжатия) модуль визуальных ориентиров сравнивает полученный визуальный шаблон, представляющий текущее изображение с камеры, со всеми ранее изученными шаблонами визуальных ориентиров. Для этого вычисляется мера сходства на основе суммы абсолютных разностей (SAD) между текущим визуальным шаблоном p и каждым ранее изученным шаблоном визуального ориентира p^j :

$$d(p, p^j) = \frac{1}{s} \|p, p^j\|_1 = \frac{1}{s} \sum_{i=0}^{s-1} |p_x, p_x^j|, \quad (1)$$

где s — размер визуального шаблона. Далее определяется самый ближний шаблон визуального ориентира:

$$b = \arg \min_{0 \leq j < n} d(j), \quad (2)$$

где n — количество известных визуальных шаблонов. Если наименьшая разница меньше порогового значения s_{th} , то выбирается соответствующий имеющийся шаблон ($m = 1$). В противном случае ($m = 0$) текущий визуальный шаблон добавляется в базу данных шаблонов

$$m = \begin{cases} 1, & d(b) \leq s_{th}, \\ 0, & d(b) > s_{th}. \end{cases} \quad (3)$$

Модуль визуальных ориентиров сравнивает текущий вид со всеми сохраненными шаблонами видов, чтобы найти наилучшее соответствие. Сравнение производится при сдвиге текущего вида и шаблонов визуальных ориентиров относительно друг друга. Результатом является текущий активный визуальный ориентир.

Для камер, направленных вперед, процесс сравнения позволяет справиться с небольшими вращательными смещениями путем нахождения минимального SAD при смещении сохраненных шаблонов относительно текущего вида в горизонтальном направлении на заданную величину.

1.2. Алгоритм кластеризации локальных видов. Модуль визуальных ориентиров содержит расширяемую коллекцию изображений — шаблонов визуальных ориентиров. Новый визуальный ориентир формируется, если входное изображение существенно отличается по значению метрики от всех известных ориентиров. Таким образом, можно считать, что данный модуль выполняет задачу кластеризации входных изображений в пространстве интенсивностей всех пикселей изображения. Данный метод кластеризации можно отнести к иерархическим методам непрерывной кластеризации с фиксированным порогом [10]. Центрами кластеров являются визуальные ориентиры, расстояние между центрами кластеров и размер (радиус) кластера соответствует пороговому значению метрики схожести изображений. Распознавание входного изображения как одного из визуальных ориентиров аналогично попаданию точки в пространстве интенсивности пикселей, соответствующей данному изображению, в соответствующий кластер визуального ориентира. Поскольку в качестве меры используется SAD (сумма абсолютных разностей интенсивности пикселей), это соответствует Манхэттенскому расстоянию [11] в пространстве

интенсивности пикселей. Расстояние городских кварталов d_1 между двумя векторами \mathbf{p}, \mathbf{q} в n -мерном вещественном векторном пространстве с заданной системой координат определено как сумма длин проекций отрезка между точками на оси координат

$$d_1(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \|\mathbf{p}, \mathbf{q}\|_1 = \sum_{i=1}^N |p_i - q_i|. \quad (4)$$

Таким образом, кластеры имеют форму n -ромбов. В случае когда размер (радиус) кластера равен расстоянию между центрами кластеров, имеет место существенное наложение кластеров. Однако поскольку алгоритм определения визуальных ориентиров выполняется последовательно по всем локальным видам в хронологическом порядке и при попадании в кластер любого из визуальных ориентиров перебор прекращается, то при попадании входного изображения в область, принадлежащую нескольким кластерам, оно распознается как хронологически первый визуальный ориентир, в кластере которого находится изображение. Таким образом, кластеры более поздних визуальных ориентиров представляют собой многомерные ромбы вокруг точки локального вида за вычетом пространства, занятого более ранними кластерами. Таким образом, кластеры получаются различных размеров: самый первый и достаточно удаленные друг от друга кластеры — полноценные многомерные ромбы, все остальные — «добавки» на их границах. При этом введение различия между размером (радиусом) кластера, соответствующего порогу распознавания визуальных ориентиров, и расстоянием между кластерами, соответствующего порогу создания новых визуальных ориентиров, в случае, если порог распознавания ниже порога создания, должно обеспечить более равномерную кластеризацию.

1.3. Двухпороговый алгоритм определения визуальных ориентиров. Модификация относится к модулю определения ориентиров. Данный модуль поддерживает коллекцию визуальных ориентиров — изображений ориентиров. При получении на вход нового изображения из видеопотока система принимает решение о создании нового ориентира или о распознавании одного из знакомых ориентиров (из коллекции). Решение принимается на основе значения метрики несоответствия нового изображения и всех изображений в коллекции. Если наименьшая разница значения метрики меньше порогового значения s_{th} , то выбирается соответствующий имеющийся шаблон ($m = 1$). В противном случае ($m = 0$) текущий визуальный шаблон добавляется в базу данных шаблонов согласно (1), (2), (3). Предложенная ранее система принимает решение о создании нового и о распознавании известного ориентира на основании превышения одного и того же порога значения метрики несоответствия. То есть при предъявлении нового изображения система либо распознает его как один из известных ориентиров, либо определяет как новый ориентир. Такой подход имеет недостаток в том, что при входном изображении на границе кластеров соседних ориентиров возможно постоянное перескакивание между двумя ориентирами. Это приводит к ложному определению ориентиров и, соответственно, местоположения. Поэтому было предложено разделить процессы создания и распознавания ориентиров. Создание ориентиров выполняется по более высокому значению порога метрики несоответствия s_c , что дает лучше разделяющиеся кластеры (более различающиеся ориентеры). Распознавание происходит с меньшим значением порога s_m , то есть только изображения, действительно похожие на ориентир, распознаются как этот ориентир. Это создает зоны на границах кластеров, в которых не происходит распознавания каких-либо ориентиров. То есть при получении нового изображения система может либо распознать его как имеющийся ориентир ($m = 1$), либо сохранить его как новый ориентир ($m = 0$), либо не предпринимать никаких действий ($m = -1$)

$$m = \begin{cases} 1 & d(b) \leq s_m, \\ -1 & s_m < d(b) < s_c, \\ 0 & d(b) \geq s_c. \end{cases} \quad (5)$$

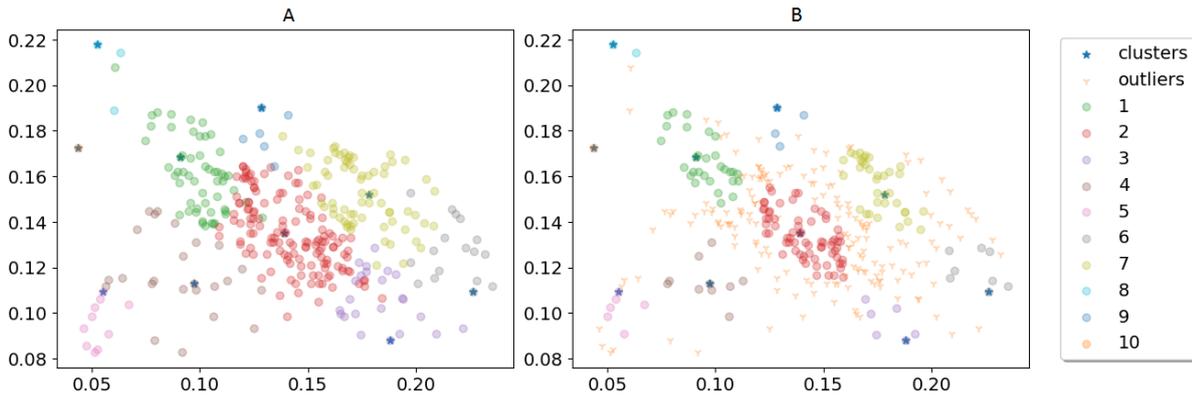


Рис. 2. Кластеризация визуальных ориентиров. (А) исходный алгоритм ($s_{th} = 0.09$), (В) модифицированный алгоритм ($s_c = 0.09, s_m = 0.04$). Знаками (*) показаны центры кластеров, (+) — выбросы (цвет онлайн)

Fig. 2. Clustering of visual landmarks. (A) original algorithm ($s_{th} = 0.09$), (B) modified algorithm ($s_c = 0.09, s_m = 0.04$). Cluster centroids are marked with (*), and outliers with (+) (color online)

Это позволило существенно повысить пороги создания новых ориентиров и, соответственно, уменьшить их количество в несколько раз без существенных потерь в точности карты, что приводит к уменьшению требуемых для работы системы памяти и вычислительных ресурсов.

Данный механизм кластеризации иллюстрирует рис. 2, на котором приведены результаты кластеризации визуальных ориентиров в видеопотоке «Kitti-00» в течение 120 секунд. Для удобства визуализации было выбрано разрешение ориентиров 3x1, то есть три точки в ширину и одна в высоту. Пространство признаков в таком случае получается двухмерным, так как производится нормализация значений интенсивности пикселей.

2. Тестирование разработанной системы

Для тестирования систем SLAM используются наборы данных сенсоров, полученных с объектов, движущихся в пространстве. Системы принимают на вход данные сенсоров и строят собственную оценку траектории движения объекта и карты местности, и далее производится сравнение оценки траектории, полученной в результате работы системы, с истинной траекторией.

В качестве метрики для сравнения траекторий в данной работе применяется средняя абсолютная ошибка определения местоположения [12]. Абсолютная ошибка траектории (ATE — Absolute Trajectory Error) оценивается путем сравнения абсолютных расстояний между расчетной и истинной траекторией.

В работе применяется монокулярная визуальная одометрия. При этом размеры получаемой траектории выполнены в относительном масштабе.

2.1. Методы оценки кластеризации. Для оценки качества кластеризации в данной работе выбраны такие метрики, как количество объектов в кластере, межкластерное расстояние, диаметр кластера, расстояние между центроидами кластеров и метрика индекса Данна [13]. В качестве метрики расстояния также используется Манхэттенское расстояние.

Межкластерное расстояние δ (оценка разделения) определяется как минимальное расстояние между точкой, принадлежащей данному кластеру, и точкой другого кластера:

$$\delta(c_k, c_l) = \min_{x_i \in c_k, x_j \in c_l} \|x_i - x_j\|. \quad (6)$$

Диаметр кластера $\Delta(c_k)$ (оценка сплоченности) определяется как максимальное расстояние между точками одного кластера:

$$\Delta(c_k) = \max_{x_i, x_j \in c_k} \|x_i - x_j\|. \quad (7)$$

Поскольку в применяемом методе кластеризации центры кластеров жестко заданы и не изменяются с момента образования кластера, целесообразно в качестве меры сплоченности использовать радиус кластера, максимальное расстояние от центра кластера до объекта, принадлежащего данному кластеру:

$$\Delta_1(c_k) = \max_{x_i \in c_k} \|x_i - c_k\|. \quad (8)$$

Расстояние между кластерами определяется как расстояние между центрами кластеров:

$$\delta^4(c_k, c_l) = \|\bar{c}_k - \bar{c}_l\|. \quad (9)$$

В качестве метрики выбрана модифицированная версия индекса Данна [14],

$$D(C) = \frac{\min_{c_k \in C} \{\min_{c_l \in C \setminus c_k} \{\delta(c_k, c_l)\}\}}{\max_{c_k \in C} \{\Delta_1(c_k)\}}. \quad (10)$$

Большие величины индекса Данна соответствуют лучшей кластеризации.

2.2. Используемые для тестирования наборы данных. В качестве набора данных в данной работе используется публичный набор данных KITTI, последовательности 00 и 02 [15], а также набор данных TUM RGB-D, последовательность fr2/pioneer_slam [12]. Наборы данных содержат кадры видеопотока, а также истинные траектории.

Результаты и их обсуждение

2.3. Метрики определения траектории. При проверке работы системы на используемых наборах данных были получены метрики, представленные в табл. 1.

На рис. 3 приведено распределение средней абсолютной ошибки локализации (нормирована на максимальную ошибку, показана цветом) на соответствующей траектории при различных величинах порогов создания (ось ординат) и распознавания (ось абсцисс) ориентиров.

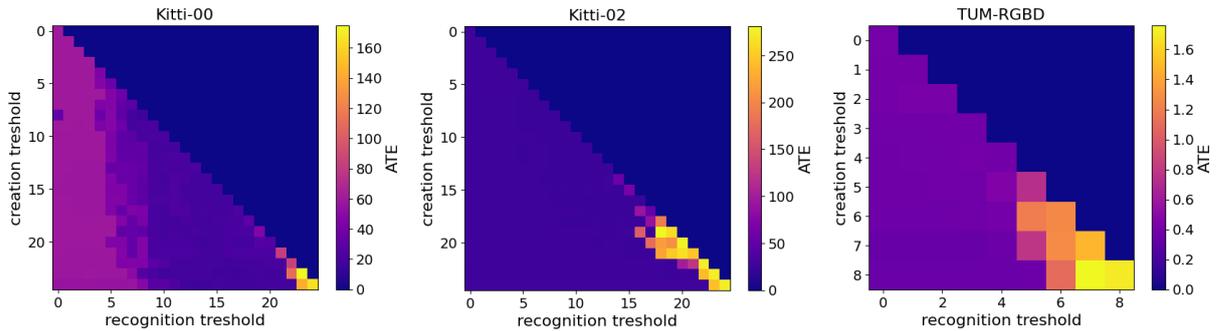


Рис. 3. Распределение средней абсолютной ошибки локализации на траекториях при различных величинах порогов создания s_c (ось ординат) и распознавания s_m (ось абсцисс) ориентиров (цвет онлайн)

Fig. 3. Average absolute trajectory error distribution on trajectories for different thresholds for creating s_c (Y axis) and recognizing s_m (X axis) landmarks (color online)

Таблица 1. Метрики работы систем (м)

Table 1. Model performance metrics (m)

Последовательность	Метрики	Параметры	Система	
			RatSLAM	
			Один порог	Два порога
Kitti-00 один порог: $s_{th} = 0.075$ два порога: $s_{th} = 0.15$ $s_m = 0.085$	ATE	Max	37.487	44.949
		Mean	18.765	18.266
		Median	19.162	16.389
	Количество визуальных ориентиров		2456	646
	Размер карты, МБ		4.73	1.01
Kitti-02 один порог: $s_{th} = 0.075$ два порога: $s_{th} = 0.15$ $s_m = 0.085$	ATE	Max	122.099	121.101
		Mean	24.279	25.489
		Median	22.234	24.293
	Количество визуальных ориентиров		2503	556
	Размер карты, МБ		5.36	2.03
TUM fr2/pioneer_slam один порог: $s_{th} = 0.03$ два порога: $s_{th} = 0.05$ $s_m = 0.03$	ATE	Max	0.734	0.783
		Mean	0.385	0.393
		Median	0.382	0.354
	Количество визуальных ориентиров		326	149
	Размер карты, КБ		861.3	406.1

На главной диагонали представлен случай оригинальной системы, в которой пороги равны. Можно видеть, что на больших значениях порогов происходит резкий рост ошибки, связанный с ошибочным распознаванием ориентиров. При этом при уходе с главной диагонали в сторону меньших абсцисс (порог распознавания меньше порога создания) восстанавливаются небольшие значения ошибок.

На рис. 4 представлен график — срез графика на рис. 3 по главной диагонали (синий график, соответствует оригинальной системе), а также со сдвигом на 4 значения влево от главной диагонали (оранжевый график), но по оси абсцисс приведено количество ориентиров, созданных на траектории.

По оси ординат представлена величина средней абсолютной ошибки локализации. Рост ошибки на траектории Kitti-00 для оригинальной системы начинается при количестве ориентиров

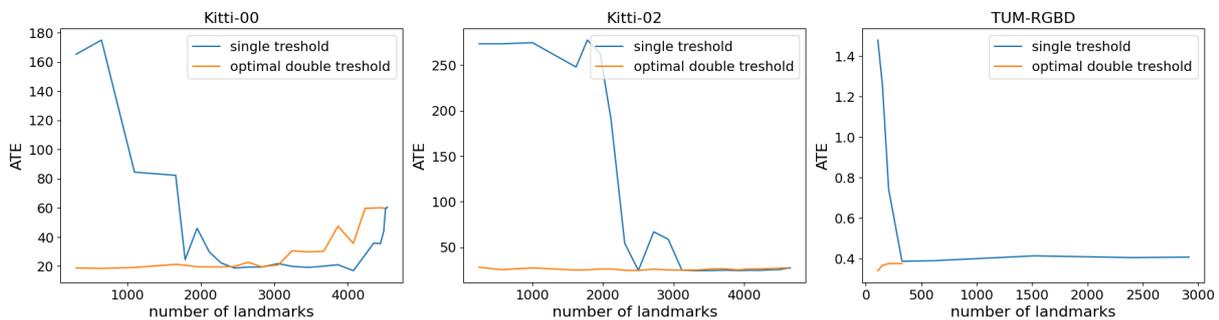


Рис. 4. Зависимость средней абсолютной ошибки локализации от количества сохраненных визуальных ориентиров на траекториях (цвет онлайн)

Fig. 4. Dependence of the average absolute localization error on the number of stored visual landmarks on the trajectories (color online)

менее 2000, для системы с двумя порогами нарастание ошибки начинается при количестве менее 300.

Далее приведены визуализации траекторий, полученных в результате тестирования. Пунктирные линии — истинные траектории, цветные линии — оценка траекторий в результате работы системы, цветом представлена величина отклонения оценки от истинной траектории.

На рис. 5-I представлен пример работы системы с одинаковыми низкими порогами (0.01). Здесь почти на каждое изображение создается свой ориентир, и потому замыканий петель

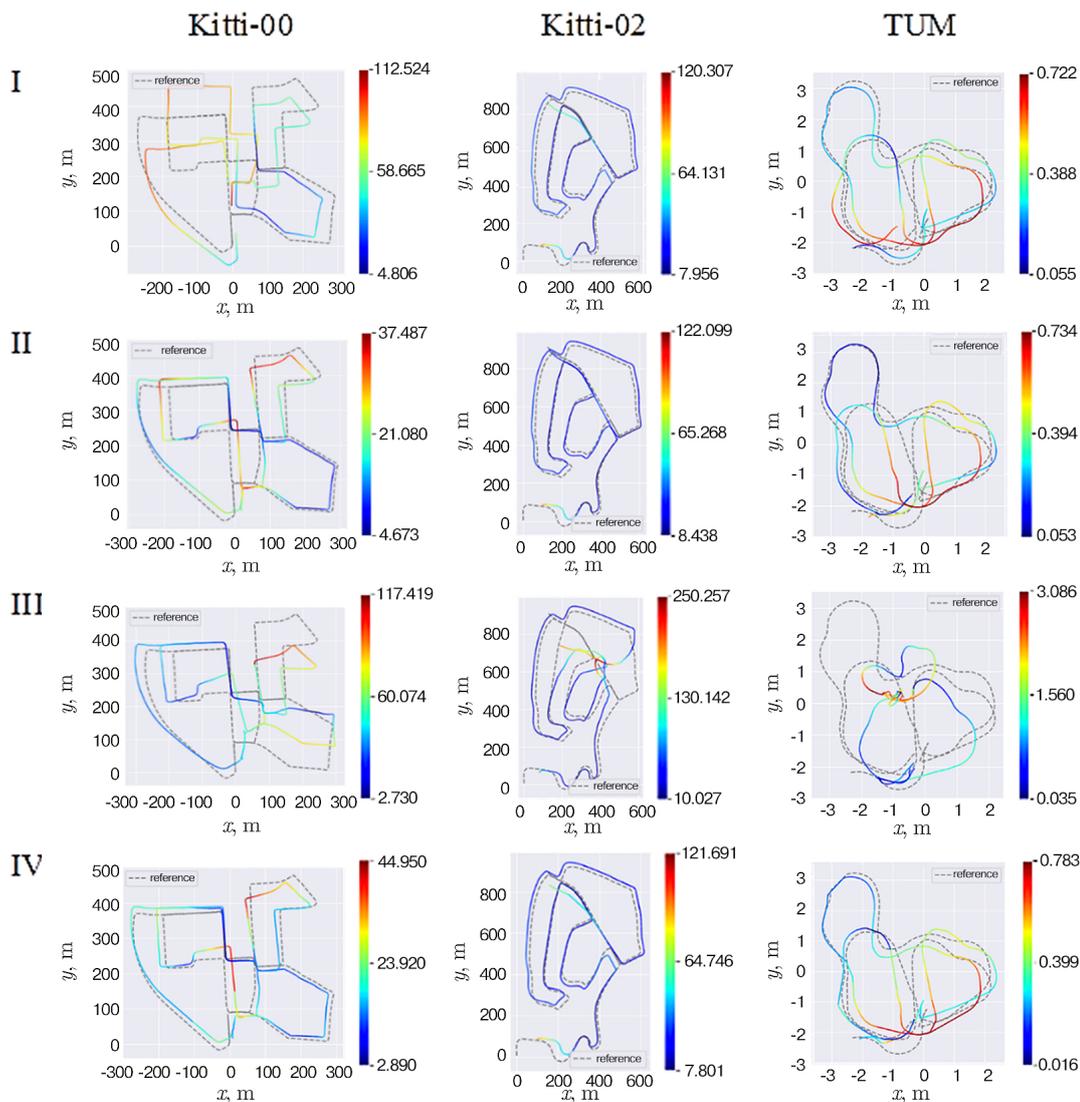


Рис. 5. Визуализации траекторий оригинальной и модифицированной систем на траекториях Kitti 00.02 и TUM. Приведены графики распределения средней абсолютной ошибки локализации при различных величинах порогов создания и распознавания ориентиров. s_c — порог создания ориентиров, s_m — порог распознавания. Kitti: (I) $s_c = 0.01$, $s_m = 0.01$ (II) $s_c = 0.075$, $s_m = 0.075$ (III) $s_c = 0.09$, $s_m = 0.09$ (IV) $s_c = 0.15$, $s_m = 0.08$. TUM: (I) $s_c = 0.01$, $s_m = 0.01$ (II) $s_c = 0.03$, $s_m = 0.03$ (III) $s_c = 0.05$, $s_m = 0.05$ (IV) $s_c = 0.05$, $s_m = 0.03$ (цвет онлайн)

Fig. 5. Visualizations of the trajectories of the original and modified systems on the Kitti 00.02 and TUM trajectories. Graphs of the distribution of the average absolute localization error for different values of the landmark creation and recognition thresholds are shown. s_c is the landmark creation threshold, s_m is the recognition threshold. Kitti: (I) $s_c = 0.01$, $s_m = 0.01$ (II) $s_c = 0.075$, $s_m = 0.075$ (III) $s_c = 0.09$, $s_m = 0.09$ (IV) $s_c = 0.15$, $s_m = 0.08$. TUM: (I) $s_c = 0.01$, $s_m = 0.01$ (II) $s_c = 0.03$, $s_m = 0.03$ (III) $s_c = 0.05$, $s_m = 0.05$ (IV) $s_c = 0.05$, $s_m = 0.03$ (color online)

(изменения местоположения при определении известных ориентиров) почти не происходит. Величина ошибки соответствует интегрированию скорости (одометрии).

На рис. 5-II представлен пример работы системы с одинаковыми критическими порогами (0.075). Идеальный случай для оригинальной системы, выполняются все возможные замыкания петель.

На рис. 5-III представлен пример работы системы с одинаковыми закритическими порогами (0.09). При поднятии порога выше критического начинаются ложные замыкания петель. Величина ошибки начинает расти. При дальнейшем увеличении порога величина ошибки начинает быстро расти, теряется топологическое подобие карты и реального пространства.

На рис. 5-IV представлен график для идеального варианта в двухпороговой системе. Порог создания ориентиров — 0.15 (больше, чем тот, при котором «портится» карта для оригинальной системы), порог распознавания — 0.085. Величина ошибки слабо отличается от идеального однопорогового случая, однако количество необходимых ориентиров меньше в несколько раз.

В случае излишне низкого порога распознавания ориентиров в двухпороговой схеме распознавания ориентиров редки, поэтому замыкания петель не происходит, и карта соответствует интегрированию траектории.

Основной особенностью наборов данных Kitti-02 и TUM является малое число возможных замыканий петель и высокое качество одометрии без использования визуальных ориентиров. Благодаря этому влияние замыканий петель на величину ошибки мало. Однако остается рост ошибки определения местоположения при повышении порогов определения визуальных ориентиров, вызванный ошибочными замыканиями петель. Таким образом, при малых порогах величина ошибки практически постоянна.

2.4. Метрики кластеризации. При тестировании системы на наборе данных «KITTI-00» были получены метрики кластеризации визуальных ориентиров. Для системы с одним порогом использовался порог $s_{th} = 0.15$, для системы с двумя порогами порог создания ориентиров — $s_c = 0.15$, порог распознавания — $s_m = 0.085$. На рис. 6 представлены гистограммы распределения кластеров по количеству содержащихся в них визуальных ориентиров. Справа приведены результаты для оригинальной однопороговой системы, слева — для модифицированной системы с двумя порогами. Из рисунка можно видеть, что для системы с одним порогом общее количество объектов в кластерах, а также среднее количество объектов в одном кластере выше, чем в системе с двумя порогами. Это связано с тем, что в двухпороговой системе существуют визуальные ориентиры, не попадающие ни в один кластер, что вызывает уменьшение суммарного количества визуальных ориентиров в кластерах, а также с тем, что в двухпороговой системе в один кластер попадают действительно близкие визуальные ориентиры, что вызывает уменьшение среднего количества визуальных ориентиров в одном кластере.

Также были получены метрики минимального расстояния от центроида кластера до точек, принадлежащих другим кластерам. Распределение кластеров по значениям метрики также приведено на рис. 6. Из рисунка видно, что для системы с одним порогом среднее расстояние до точек соседнего кластера меньше расстояния между центроидами кластеров, соответствующего величине порога $s_{th} = 0.15$. Это связано с тем, что в системе с одним порогом кластеры могут пересекаться, при этом точки одного кластера могут практически касаться центроида другого кластера. Это приводит к неоднозначному распознаванию точек, находящихся в зоне пересечения кластеров, что, в свою очередь, приводит к нестабильному распознаванию визуальных ориентиров.

В системе с двумя порогами распознавания распределение смещено в сторону более дальних точек, основное количество кластеров имеет ближайшую точку соседнего кластера на расстоянии, сравнимом с величиной межкластерного расстояния $s_c = 0.15$. В этом случае

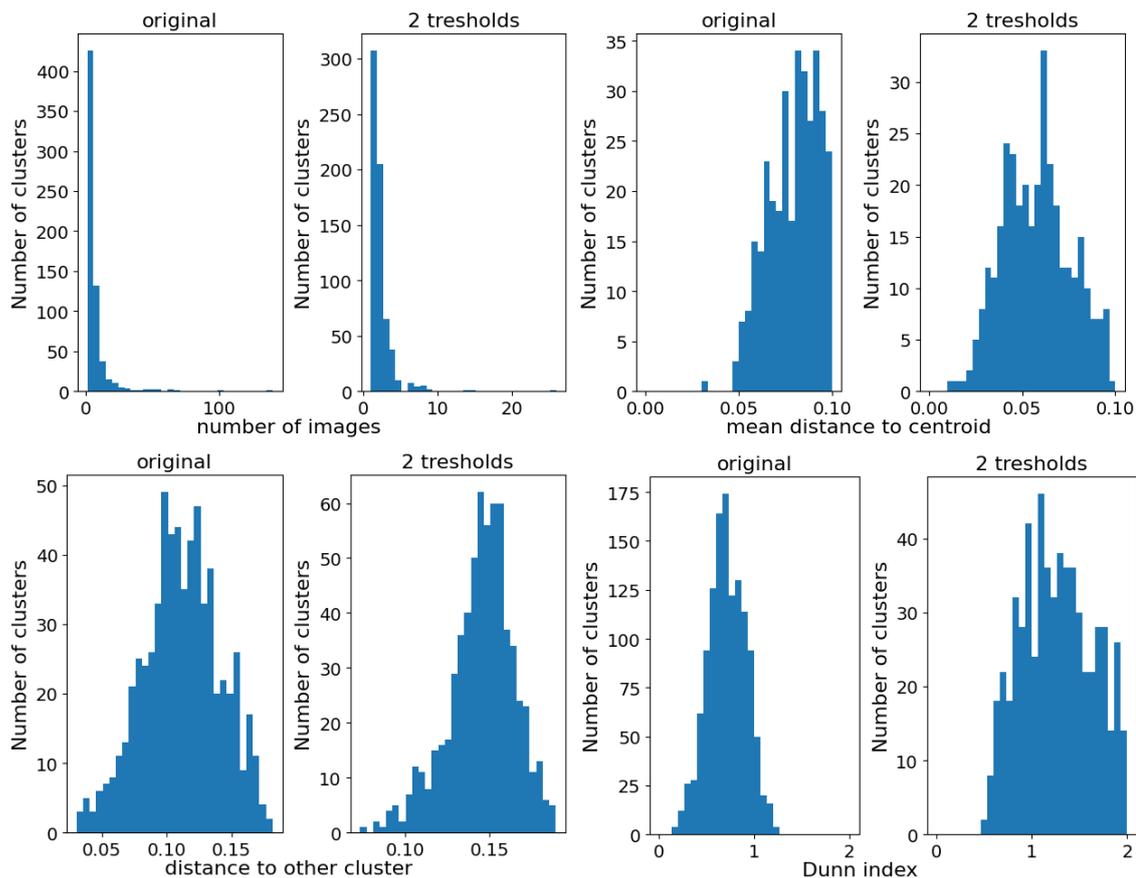


Рис. 6. Распределения кластеров в оригинальной и двухпороговой системе на наборе данных Kitti-00 по количеству точек, по расстоянию до точек других кластеров, по среднему расстоянию от центра кластера до точек кластера и по значению индекса Данна

Fig. 6. Distributions of clusters in the original and two-threshold systems on the Kitti-00 data set by the number of points, by the distance to points of other clusters, by the average distance from the cluster centroid to the cluster points, and by the Dunn index value

также существуют области пересечения кластеров (расстояния от 0.075 до 0.085), однако для подавляющего большинства кластеров не существует точек, попадающих в этот диапазон.

Также была получена метрика компактности кластеров — среднее расстояние от центра кластера до других точек кластера. Распределение кластеров по значениям метрики приведено на рис. 6. Из рисунка видно, что для системы с одним порогом среднее расстояние до центра кластера приблизительно в 2 раза меньше, чем для системы с двумя порогами. Таким образом, кластеры в двухпороговой системе более компактны.

Далее на основании метрик компактности и удаленности кластеров были вычислены индексы Данна для кластеров. Распределение кластеров по значениям метрики приведено на рис. 6. Из рисунка видно, что для системы с одним порогом основное количество кластеров имеет индекс Данна менее 1, что соответствует пересекающимся кластерам. Для системы с двумя порогами основное количество кластеров имеет значение данной метрики выше 1, что соответствует компактным удаленным кластерам. Таким образом, кластеризация в двухпороговой системе более эффективна. На рис. 7 приведены аналогичные графики для набора данных TUM. Данные графиков проявляют те же закономерности, что и в наборе данных Kitti-00.

Результаты тестирования систем приведены в табл. 2.

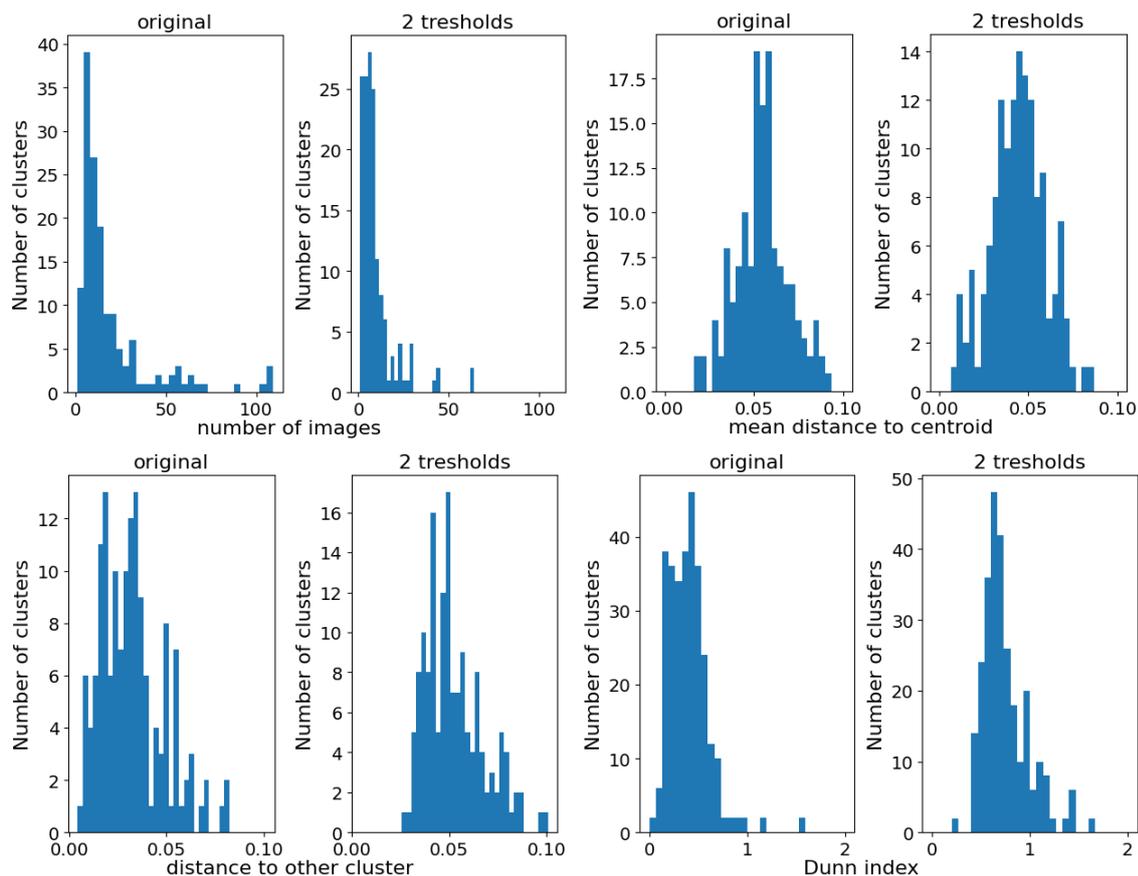


Рис. 7. Распределения кластеров в оригинальной и двухпороговой системе на наборе данных TUM по количеству точек, по расстоянию до точек других кластеров, по среднему расстоянию от центра кластера до точек кластера и по значению индекса Данна

Fig. 7. Distributions of clusters in the original and two-threshold systems on the TUM data set by the number of points, by the distance to points of other clusters, by the average distance from the cluster centroid to the cluster points, and by the Dunn index value

Таблица 2. Метрики кластеризации

Table 2. Clustering metrics

	Метрики	Система	
		Один порог	Два порога
Kitti-00	Количество объектов в кластере	7.01	2.01
	Средний радиус кластера	0.114	0.062
	Минимальное расстояние до точек соседнего кластера	0.111	0.145
	Индекс Данна	0.71	1.45
TUM	Количество объектов в кластере	19.45	9.84
	Средний радиус кластера	0.053	0.045
	Минимальное расстояние до точек соседнего кластера	0.032	0.052
	Индекс Данна	0.40	0.81

3. Обсуждение

Проведенное исследование посвящено разработке и всестороннему анализу модифицированного двухпорогового алгоритма для биоморфной системы навигации RatSLAM. Основная цель работы заключалась в оптимизации процесса кластеризации визуальных ориентиров для снижения вычислительной нагрузки и объема потребляемой памяти без существенной потери точности локализации.

Результаты экспериментальной оценки на стандартных наборах данных убедительно подтвердили эффективность предложенного подхода. Ключевым достижением является демонстрация того, что разделение общего порога распознавания визуальных ориентиров на два независимых — порог создания новых ориентиров и порог их распознавания — позволяет в несколько раз сократить общее количество формируемых визуальных шаблонов. Это сокращение напрямую ведет к значительному уменьшению финального размера карты местности. При этом, как показали метрики абсолютной ошибки траектории (ATE), точность оценки местоположения системы сохраняется на уровне, сопоставимом с исходным алгоритмом, а в некоторых сценариях даже улучшается за счет снижения количества ложных срабатываний при замыкании петель.

Глубокий анализ кластеризации с использованием метрик компактности (средний радиус кластера), делимости (минимальное расстояние до соседнего кластера) и обобщенного индекса Данна выявил качественное улучшение структуры данных. В двухпороговой системе кластеры становятся более компактными и лучше отделенными друг от друга, что проявляется в увеличении индекса Данна с 0.71 до 1.45 для KITTI-00 и с 0.40 до 0.81 для TUM. Это свидетельствует о более устойчивом и однозначном процессе распознавания, минимизирующем «перескакивание» между ориентирами на границах кластеров.

Несмотря на положительные результаты, важно отметить ряд ограничений и выявленных проблем. Во-первых, производительность системы в значительной степени зависит от ручного подбора оптимальных значений порогов, которые могут варьироваться в зависимости от характеристик окружающей среды (например, текстуры, освещенности) и параметров сенсора. Автоматизация или адаптивный подбор этих порогов является важной задачей для будущих исследований. Во-вторых, текущая реализация по-прежнему основана на низкоуровневых пиксельных признаках (SAD), что делает ее чувствительной к изменениям освещения, погодных условий и динамических объектов в кадре. В-третьих, в сценариях с очень бедной визуальной информацией или при длительном дрейфе без замыкания петель преимущества алгоритма могут быть нивелированы накоплением ошибки одометрии.

Перспективы дальнейшего развития работы видятся в нескольких направлениях. Прежде всего, это расширение мультимодальности системы за счет интеграции данных с дополнительных сенсоров (лидаров, IMU), что повысит робастность в разнообразных условиях. Во-вторых, целесообразна замена пиксельного сравнения на современные нейросетевые дескрипторы (например, по типу NetVLAD), которые обладают большей инвариантностью к изменениям внешнего вида сцены.

Ключевым шагом для перехода от лабораторных экспериментов к практическому применению является интеграция предложенных алгоритмов в полноценную робототехническую систему, способную ориентироваться в динамически меняющихся условиях. Многообещающим путем для достижения этой цели представляется объединение оптимизированного RatSLAM с моделью обобщенных когнитивных карт, предложенной группой В. А. Макарова [16, 17]. Данная модель продемонстрировала свою универсальность и эффективность как в задачах управления колесными роботами [17], так и в планировании движений для роботизированных манипуляторов [18]. Ее высокая биологическая релевантность, подтвержденная в том числе в психофизиологических экспериментах на человеке [19, 20], позволяет говорить о создании действительно биоинспирированной гибридной архитектуры.

Таким образом, полученная в будущем нейроморфная система может включать в себя предложенный двухпороговый модуль низкоуровневой навигации, связанный с ядром принятия решений более высокого уровня. В качестве такого ядра может выступить граф семантических когнитивных карт, как это предложено в работе [21], что позволит роботу не только ориентироваться в пространстве, но и понимать его семантику, адаптивно планируя свои действия в сложных, нестабильных и динамических средах.

Заключение

Предложен и реализован двухпороговый алгоритм определения визуальных ориентиров. Применение данного алгоритма позволяет уменьшить требуемый размер карты пространства без существенных потерь в точности получаемой карты. Предложенный алгоритм показал свою эффективность.

В дальнейшем планируется расширение набора модальностей сигналов, используемых при распознавании мест, а также разработка алгоритмов совместного использования сигналов различной модальности для улучшения стабильности системы. Кроме того, планируется внедрение более современных методов сравнения изображений на основе нейросетевых алгоритмов и интеграция предложенных алгоритмов в робототехническую систему, способную ориентироваться в динамически меняющихся условиях.

Список литературы

1. *Milford M. J.* Robot Navigation from Nature. Berlin: Springer, 2008. 196 p. DOI: 10.1007/978-3-540-77520-1.
2. *Ball D., Heath S., Wiles J., Wyeth G., Corke P., Milford M.* OpenRatSLAM: an open source brain-based SLAM system // *Auton. Robot.* 2013. Vol. 34. P. 149–176. DOI: 10.1007/s10514-012-9317-9.
3. *Hines A., Milford M., Fischer T.* A compact neuromorphic system for ultra-energy-efficient, on-device robot localization // *Sci. Robot.* 2025. Vol. 10, iss. 103. P. eads3968. DOI: 10.1126/scirobotics.ads3968.
4. *Milford M., Jacobson A.* Brain-inspired sensor fusion for navigating robots // In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation.* 2013, Karlsruhe, Germany. IEEE, 2013. P. 2906–2913. DOI: 10.1109/ICRA.2013.6630980.
5. *Campos C., Elvira R., Rodríguez J. J. G., Montiel J. M. M., Tardós J. D.* ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM // *IEEE Transactions on Robotics.* 2021. Vol. 37, no. 6. P. 1874–1890. DOI: 10.1109/TRO.2021.3075644.
6. *Arandjelovic R., Gronat P., Torii A., Pajdla T., Sivic J.* NetVLAD: CNN architecture for weakly supervised place recognition // In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).* 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016. P. 5297–5307. DOI: 10.1109/CVPR.2016.572.
7. *Cao B., Araujo A., Sim J.* Unifying Deep Local and Global Features for image search // In: *European Conference on Computer Vision (ECCV) / Vedaldi A., Bischof H., Brox T., Frahm J. M. (eds) Cham: Springer,* 2020. P. 726–743. DOI: 10.1007/978-3-030-58565-5_43.
8. *Berton G., Trivigno G., Caputo B., Masone C.* EigenPlaces: Training Viewpoint Robust Models for Visual Place Recognition // In: *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision.* 2023, Paris, France. IEEE, 2023. P. 11046–11056. DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.01017.
9. *Мальшев Ю. А., Яхно В. Г.* Версия биоморфной системы навигации // *Известия вузов. ПНД.* 2024. Т. 32, № 5. С. 606–624. DOI: 10.18500/0869-6632-003107.

10. *Mousavi M., Bakar A. A., Vakilian M.* Data stream clustering algorithms: A review // *Int. J. Adv. Soft Comput. Appl.* 2015. Vol. 7. P. 1–15.
11. *Yadav D. P., Kumar N. K., Sahani S. K.* Distance metrics for machine learning and it's relation with other distances // *Mikailalsys J. of Math. and Statistics.* 2023. Vol. 1, no. 1. P. 15–23. DOI: 10.58578/mjms.v1i1.1990.
12. *Sturm J., Engelhard N., Endres F., Burgard W., Cremers D.* A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems // In: 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2012. P. 573–580. DOI: 10.1109/IROS.2012.6385773.
13. *Dunn J. C.* A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters // *Journal of Cybernetics.* 1973. Vol. 3, no. 3. P. 32–57. DOI: 10.1080/01969727308546046.
14. *Bezdek J. C., Pal N. R.* Cluster validation with generalized Dunn's indices // In: Proceedings 1995 Second New Zealand International Two-Stream Conference on Artificial Neural Networks and Expert Systems. IEEE, 1995. P. 190–193. DOI: 10.1037/h0061626.
15. *Geiger A., Lenz P., Stiller C., Urtasun R.* Vision meets robotics: The kitti dataset // *The International Journal of Robotics Research.* 2013. Vol. 32, no. 11. P. 1231–1237. DOI: 10.1177/0278364913491297.
16. *Villacorta-Atienza J. A., Velarde M. G., Makarov V. A.* Compact internal representation of dynamic situations: neural network implementing the causality principle // *Biol. Cybern.* 2010. Vol. 103, no. 4. P. 285–297. DOI: 10.1007/s00422-010-0398-2.
17. *Villacorta-Atienza J. A., Makarov V. A.* Neural network architecture for cognitive navigation in dynamic environments // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems.* 2013. Vol. 24, no. 12. P. 2075–2087. DOI: 10.1109/TNNLS.2013.2271645.
18. *Villacorta-Atienza J. A., Calvo C., Lobov S., Makarov V. A.* Limb movement in dynamic situations based on generalized cognitive maps // *Mathematical Modelling of Natural Phenomena.* 2017. Vol. 12, no. 4. P. 15–29. DOI: 10.1051/mmnp/201712403.
19. *Villacorta-Atienza J. A., Calvo C., Díez-Hermano S., Sánchez-Jiménez A., Lobov S., Krilova N., Murciano A., López-Tolsa G. E., Pellón R., Makarov V. A.* Static internal representation of dynamic situations reveals time compaction in human cognition // *Journal of Advanced Research.* 2021. Vol. 28. P. 111–125. DOI: 10.1016/j.jare.2020.08.008.
20. *Lobov S. A., Krilova N. P., Makarov V. A., Kurganov D. P., Makarova J.* Arcade game testing of generalized cognitive maps in humans // In: 2021 Third International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN). 2021, Kaliningrad, Russian Federation. IEEE, 2021. P. 61–63. DOI: 10.1109/CNN53494.2021.9580220.
21. *Calvo C., Villacorta-Atienza J. A., Díez-Hermano S., Khoruzhko M., Lobov S., Potapov I., Sánchez-Jiménez A., Makarov V. A.* Semantic knowledge representation for strategic interactions in dynamic situations // *Front. Neurobot.* 2020. Vol. 14. P. 4. DOI: 10.3389/fnbot.2020.00004.

References

1. Milford MJ. *Robot Navigation from Nature.* Berlin: Springer; 2008. 196 p. DOI: 10.1007/978-3-540-77520-1.
2. Ball D, Heath S, Wiles J, Wyeth G, Corke P, Milford M. OpenRatSLAM: an open source brain-based SLAM system. *Auton. Robot.* 2013;34:149–176. DOI: 10.1007/s10514-012-9317-9.
3. Hines A, Milford M, Fischer T. A compact neuromorphic system for ultra-energy-efficient, on-device robot localization. *Sci. Robot.* 2025;10(103):eads3968. DOI: 10.1126/scirobotics.ads3968.
4. Milford M, Jacobson A. Brain-inspired sensor fusion for navigating robots. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation.* 2013, Karlsruhe, Germany. IEEE; 2013. P. 2906–2913. DOI: 10.1109/ICRA.2013.6630980.

5. Campos C, Elvira R, Rodríguez JGG, Montiel JMM, Tardós JD. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual–Inertial, and Multimap SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*. 2021;37(6):1874–1890. DOI: 10.1109/TRO.2021.3075644.
6. Arandjelovic R, Gronat P, Torii A, Pajdla T, Sivic J. NetVLAD: CNN architecture for weakly supervised place recognition. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE; 2016. P. 5297–5307. DOI: 10.1109/CVPR.2016.572.
7. Cao B, Araujo A, Sim J. Unifying Deep Local and Global Features for image search. In: Vedaldi A, Bischof H, Brox T, Frahm JM, editors. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Cham: Springer; 2020. P. 726–743. DOI: 10.1007/978-3-030-58565-5_43.
8. Berton G, Trivigno G, Caputo B, Masone C. EigenPlaces: Training Viewpoint Robust Models for Visual Place Recognition. In: *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2023, Paris, France. IEEE; 2023. P. 11046–11056. DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.01017.
9. Malishev YA, Yakhno VG. Biomorphic navigation system version. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2024;32(5):606–624. DOI: 10.18500/0869-6632-003107.
10. Mousavi M, Bakar AA, Vakilian M. Data stream clustering algorithms: A review. *Int. J. Adv. Soft Comput. Appl.* 2015;7:1–15.
11. Yadav DP, Kumar NK, Sahani SK. Distance metrics for machine learning and it's relation with other distances. *Mikailalsys J. of Math. and Statistics*. 2023;1(1):15–23. DOI: 10.58578/mjms.v1i1.1990.
12. Sturm J, Engelhard N, Endres F, Burgard W, Cremers D. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems. In: *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE; 2012. P. 573–580. DOI: 10.1109/IROS.2012.6385773.
13. Dunn JC. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*. 1973;3(3):32–57. DOI: 10.1080/01969727308546046.
14. Bezdek JC, Pal NR. Cluster validation with generalized Dunn's indices. In: *Proceedings 1995 Second New Zealand International Two-Stream Conference on Artificial Neural Networks and Expert Systems*. IEEE; 1995. P. 190–193. DOI: 10.1037/h0061626.
15. Geiger A, Lenz P, Stiller C, Urtasun R. Vision meets robotics: The kitti dataset. *The International Journal of Robotics Research*. 2013;32(11):1231–1237. DOI: 10.1177/0278364913491297.
16. Villacorta-Atienza JA, Velarde MG, Makarov VA. Compact internal representation of dynamic situations: neural network implementing the causality principle. *Biol. Cybern.* 2010;103(4):285–297. DOI: 10.1007/s00422-010-0398-2.
17. Villacorta-Atienza JA, Makarov VA. Neural network architecture for cognitive navigation in dynamic environments. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2013;24(12):2075–2087. DOI: 10.1109/TNNLS.2013.2271645.
18. Villacorta-Atienza JA, Calvo C, Lobov S, Makarov VA. Limb movement in dynamic situations based on generalized cognitive maps. *Mathematical Modelling of Natural Phenomena*. 2017;12(4): 15–29. DOI: 10.1051/mmnp/201712403.
19. Villacorta-Atienza JA, Calvo C, Díez-Hermano S, Sánchez-Jiménez A, Lobov S, Krilova N, Murciano A, López-Tolsa GE, Pellón R, Makarov VA. Static internal representation of dynamic situations reveals time compaction in human cognition. *Journal of Advanced Research*. 2021;28: 111–125. DOI: 10.1016/j.jare.2020.08.008.
20. Lobov SA, Krilova NP, Makarov VA, Kurganov DP, Makarova J. Arcade game testing of generalized cognitive maps in humans. In: *2021 Third International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN)*. 2021, Kaliningrad, Russian Federation. IEEE; 2021. P. 61–63. DOI: 10.1109/CNN53494.2021.9580220.
21. Calvo C, Villacorta-Atienza JA, Díez-Hermano S, Khoruzhko M, Lobov S, Potapov I, Sánchez-Jiménez A, Makarov VA. Semantic knowledge representation for strategic interactions in dynamic situations. *Front. Neurobot.* 2020;14:4. DOI: 10.3389/fnbot.2020.00004.



Мальшев Юрий Александрович — родился в Тольятти (1999). Окончил с отличием факультет электроники и приборостроения Самарского государственного аэрокосмического университета по направлению «Биотехнические системы и технологии» (2021), факультет биологии и биомедицины Нижегородского государственного университета по направлению «Нейробиология» (2023). Научные интересы — нейронаука, математическое моделирование, компьютерное моделирование.

Россия, 603022 Нижний Новгород, пр. Гагарина, 23
Нижегородский государственный университет им. Н. И. Лобачевского
E-mail: smmalisheva@gmail.com
AuthorID (eLibrary.Ru): 1317706



Лобов Сергей Анатольевич — родился в Горьком (1974). Окончил ННГУ (1997), защитил диссертацию на соискание ученой степени кандидата биологических наук (2003, ННГУ). С 2003 по 2009 г. работал инженером-программистом. Старший научный сотрудник, доцент кафедры нейротехнологий Института биологии и биомедицины ННГУ. Научные интересы — нейронные сети, синаптическая пластичность и обучение, управляемые ЭМГ роботизированные устройства, интерфейсы «человек–компьютер». Имеет более 30 научных публикаций.

Россия, 603950 Нижний Новгород, пр. Гагарина, 23
Нижегородский государственный университет им. Н. И. Лобачевского
E-mail: lobov@neuro.nnov.ru
ORCID: 0000-0002-3689-6035
AuthorID (eLibrary.Ru): 195796



Яхно Владимир Григорьевич — родился в 1947 году. Доктор физико-математических наук. Заведующий лабораторией в Институте прикладной физики РАН (Нижний Новгород). Научные интересы связаны с исследованием процессов самоорганизации в распределенных неравновесных системах и применением автоволновых представлений для моделирования процессов обработки сенсорных сигналов, развития компьютерных алгоритмов кодирования сложных изображений (разработка биометрических систем); рассмотрением характерных процессов в модельных системах, имитирующих функционирование живых систем. Имеет более 200 научных публикаций (в том числе 2 монографии и 10 патентов).

Россия, 603022 Нижний Новгород, пр. Гагарина, 23
Нижегородский государственный университет им. Н. И. Лобачевского
Россия, 603950 Нижний Новгород, ул. Ульянова, 46
Институт прикладной физики им. А. В. Гапонова-Грехова РАН
E-mail: yakhno@appl.sci.nnov.ru
ORCID: 0000-0002-4689-472X
AuthorID (eLibrary.Ru): 18659